



TESIS - KS185411

***SMALL AREA ESTIMATION* DENGAN PENDEKATAN
BIVARIATE HIERARCHICAL BAYES (HB)
UNTUK ESTIMASI RATA-RATA PENGELUARAN PER
KAPITA PER BULAN KOMODITI MAKANAN DAN NON
MAKANAN DI PROVINSI BALI TAHUN 2014**

Taly Purwa
NRP. 06211750017003

DOSEN PEMBIMBING :
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
Dr. Ismaini Zain, M.Si.

PROGRAM PASCASARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2019



TESIS - KS185411

***SMALL AREA ESTIMATION* DENGAN PENDEKATAN
BIVARIATE HIERARCHICAL BAYES (HB)
UNTUK ESTIMASI RATA-RATA PENGELUARAN PER
KAPITA PER BULAN KOMODITI MAKANAN DAN NON
MAKANAN DI PROVINSI BALI TAHUN 2014**

Taly Purwa
NRP. 06211750017003

DOSEN PEMBIMBING :
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
Dr. Ismaini Zain, M.Si.

PROGRAM PASCASARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2019



THESIS - KS185411

***SMALL AREA ESTIMATION WITH BIVARIATE
HIERARCHICAL BAYES (HB) APPROACH TO ESTIMATE
MONTHLY AVERAGE PER CAPITA EXPENDITURE OF
FOOD AND NON-FOOD COMMODITIES
IN PROVINCE OF BALI, 2014***

Taly Purwa
NRP. 06211750017003

SUPERVISORS :
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
Dr. Ismaini Zain, M.Si.

POSTGRADUATE PROGRAM
DEPARTEMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTATION AND DATA SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2019

**SMALL AREA ESTIMATION DENGAN PENDEKATAN
BIVARIATE HIERARCHICAL BAYES (HB) UNTUK ESTIMASI
RATA-RATA PENGELUARAN PER KAPITA PER BULAN KOMODITI
MAKANAN DAN NON MAKANAN DI PROVINSI BALI TAHUN 2014**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Statistika (M.Stat)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

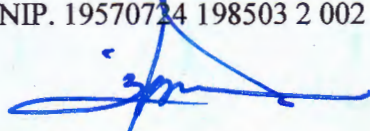
**TALY PURWA
NRP. 06211750017003**

Tanggal Ujian : 16 Januari 2019
Periode Wisuda : Maret 2019

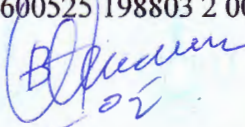
Disetujui Oleh :



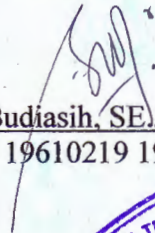
1. Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc. (Pembimbing I)
NIP. 19570724 198503 2 002



2. Dr. Ismail Zain, M.Si. (Pembimbing II)
NIP. 19600525 198803 2 001



3. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si. (Penguji)
NIP. 19650603 198903 1 003



4. Dr. Budiasih, SE., ME. (Penguji)
NIP. 19610219 198312 2 001

Dekan

Fakultas Matematika, Komputasi, dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember



Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc.
NIP. 19630605 198903 1 002

**SMALL AREA ESTIMATION DENGAN PENDEKATAN
BIVARIATE HIERARCHICAL BAYES (HB) UNTUK ESTIMASI
RATA-RATA PENGELUARAN PER KAPITA PER BULAN KOMODITI
MAKANAN DAN NON MAKANAN DI PROVINSI BALI TAHUN 2014**

Nama Mahasiswa : Taly Purwa
NRP : 06211750017003
Dosen Pembimbing : Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
Co-Pembimbing : Dr. Ismaini Zain, M.Si.

ABSTRAK

Small Area Estimation (SAE) adalah metode estimasi tidak langsung yang digunakan untuk estimasi suatu parameter di wilayah atau domain kecil dengan meminjam kekuatan variabel prediktor dari sensus atau registrasi. Pada penelitian ini digunakan model univariat dan bivariat *Fay-Herriot* (FH) dengan metode *Hierarchical Bayes* (HB) untuk mengestimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditas makanan dan non makanan setiap kecamatan di Provinsi Bali tahun 2014. Kemudian dilakukan perbandingan hasil estimasi dari kedua model tersebut. Penggunaan model bivariat FH diharapkan dapat meningkatkan akurasi hasil estimasi dengan memanfaatkan korelasi antara kedua jenis pengeluaran tersebut dibandingkan dengan melakukan estimasi secara terpisah dengan model univariat FH. Sebanyak tiga belas variabel dari PODES 2014 digunakan sebagai variabel prediktor pada masing-masing model.

Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa ada kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap pengeluaran makanan, baik pada model univariat maupun model bivariat, yaitu sebanyak tiga variabel. Sedangkan untuk pengeluaran non makanan, terdapat perbedaan variabel yang memiliki pengaruh signifikan. Hasil dari perbandingan kedua model menunjukkan bahwa model bivariat FH merupakan model terbaik karena memiliki nilai *Mean Prediction Error* (MSPE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE) yang lebih kecil dibandingkan model univariat FH. Selain itu, model bivariat FH mampu menghasilkan *credible interval* lebih pendek yang berarti hasil estimasi model bivariat FH lebih akurat. Keuntungan lain, yaitu adanya peningkatan yang signifikan pada nilai *adjusted R²*. Hasil pemetaan menunjukkan pola yang sama untuk rata-rata pengeluaran makanan dan non makanan. Dimana kelompok pengeluaran tertinggi lebih terpusat di bagian selatan Bali. Sedangkan kelompok pengeluaran terendah lebih terpusat di bagian timur dan barat Bali. Untuk penelitian selanjutnya dirasa perlu memasukkan unsur spasial untuk mengeksplorasi pola geografis.

Kata kunci : Pengeluaran per kapita per bulan, komoditi makanan dan non makanan, *Small Area Estimation* (SAE), model bivariat *Fay-Herriot*, *Hierarchical Bayes* (HB)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

***SMALL AREA ESTIMATION WITH BIVARIATE HIERARCHICAL BAYES (HB)
APPROACH TO ESTIMATE MONTHLY AVERAGE PER CAPITA
EXPENDITURE OF FOOD AND NON-FOOD COMMODITIES
IN PROVINCE OF BALI, 2014***

Name of Student : Taly Purwa
NRP : 06211750017003
Supervisor : Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
Co- Supervisor : Dr. Ismaini Zain, M.Si.

ABSTRACT

Small Area Estimation (SAE) is an indirect method that has been widely used for estimating parameters in a small area or small domain by borrowing strength of predictor variables from census or registration. This study uses Hierarchical Bayes (HB) method under the univariate and bivariate Fay-Herriot (FH) model to estimate monthly average per capita expenditure of food and non-food commodities for each subdistrict level in Province of Bali in 2014. Then estimation results from both models will be compared. The bivariate FH model is expected to increase the accuracy of the results of estimation by taking into account correlation between two types of expenditure rather than perform univariate estimation separately. Thirteen predictor variables from the administrative record of village data (PODES 2014) are included in each model as factors that affect these two types of expenditure.

From the result, there are three variables that have significant effect on food expenditure, both in univariate and bivariate FH model. While, for non-food expenditure both model show different result on significant variables. Based on the results of the performance comparison, the best model is bivariate FH model since it has smaller Mean Square Prediction Error (MSPE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE) and Root Mean Square Error (RMSE) value than univariate FH models. In addition, the bivariate FH model produces shorter 95% credible interval of estimated values. These conditions indicate that jointly modeling can improve the accuracy of estimation. Bivariat FH also produces significant improvement in adjusted R^2 value. Finally, the mapping result shows the same pattern for two types of expenditure. The highest monthly average per capita expenditure is more localized in the southern subdistricts. While the lowest expenditure is more localized in the eastern and western subdistricts. The implication, for future work we need to incorporate spatial modeling to explore geographic pattern.

Keywords : *monthly average per capita expenditure, food and non-food commodities, Small Area Estimation (SAE), bivariat Fay-Herriot model, Hierarchical Bayes (HB)*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji bagi ALLAH SWT yang telah melimpahkan karunia nikmat dan rahmat kepada penulis sehingga tesis yang berjudul “*Small Area Estimation* dengan Pendekatan *Bivariate Hierarchical Bayes (HB)* untuk Estimasi Rata-Rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan di Provinsi Bali Tahun 2014” ini dapat diselesaikan sesuai dengan waktu yang diharapkan. Tesis ini disusun dalam rangka memenuhi salah satu syarat untuk meraih gelar Magister Statistika di Program Pasca Sarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada:

1. Kepala Badan Pusat Statistik (BPS) RI beserta jajarannya, Kepala Pusdiklat BPS beserta jajarannya dan Kepala BPS Provinsi Bali beserta jajarannya yang telah memberi kesempatan, dukungan, kepercayaan dan beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS.
2. Ibu Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc. dan Ibu Dr. Ismaini Zain, M.Si. selaku pembimbing atas segala bimbingan, arahan dan motivasi dalam penyusunan tesis ini.
3. Bapak Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si. dan Ibu Dr. Budiasih, SE., ME. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesis ini.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Kepala Departemen Statistika ITS sekaligus dosen wali penulis dan Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si. selaku Ketua Program Studi Pascasarjana atas segala arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan.
5. Bapak dan Ibu dosen Statistika ITS yang telah mencurahkan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat kepada penulis serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS atas segala dukungan dan bantuan yang diberikan kepada penulis.

6. Istri tercinta, Malita Fitriana, atas doa, dukungan, pengertian, kesabaran dan pengorbanan yang luar biasa. Ananda tercinta Marqy Uno Ibraheem dan Hamish Dois Ismaeel, yang turut memberikan semangat selama masa studi.
7. Ibunda Sri Ambarwati dan Bapak Purwito tercinta, Ibu dan Bapak mertua, adik tercinta Rona Pea, dan seluruh keluarga atas doa dan semangat yang diberikan.
8. Teman-teman seperjuangan BPS-ITS Batch 11: Mas Syamsul, Mbak Chusnul, Mbak Evi, Mbak Diah, Mbak Watik, Ulin dan Mbak Prih. Terima kasih atas kerja sama dan pengalaman bersama selama menempuh studi di kampus tercinta.
9. Bapak Rindang, Bapak Syahrul dan Ibu Arifatus. Terima kasih atas segala bantuan dan ilmunya tentang SAE dan Bayesian.
10. Teman-teman reguler Pascasarjana angkatan 2017 yang telah berjuang bersama-sama mencari ilmu yang tidak bisa disebutkan satu per satu. Terima kasih dan sampai jumpa kembali di lain waktu.
11. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari kata sempurna, sehingga saran dan kritik membangun dari semua pihak sangat penulis harapkan untuk perbaikan selanjutnya.

Surabaya, Januari 2019

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR.....	ix
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xix
DAFTAR SINGKATAN.....	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Penelitian.....	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Metode Estimasi Secara Langsung (<i>Direct Estimate</i>)	7
2.2 Uji Asumsi Normalitas	7
2.3 Korelasi Pearson	9
2.4 Small Area Estimation (SAE).....	10
2.4.1 Tahapan dalam SAE.....	10
2.4.2 Model SAE Berbasis Area (<i>Model Fay-Herriot</i>)	12
2.4.3 Model SAE Berbasis Unit (<i>Nested Error Regression Model</i>)	12
2.5 Analisis Bayesian.....	13
2.5.1 Distribusi <i>Prior</i>	13
2.5.2 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)	14
2.5.3 Algoritma <i>Gibbs Sampling</i>	15
2.5.4 Pemeriksaan Konvergensi	16
2.5.5 Metode <i>Hierarchical Bayes</i> (HB).....	19
2.5.6 Pengujian Hipotesis	20

2.5.7	Kriteria Kebaikan Model	20
2.6	SAE dengan Metode HB	22
2.7	SAE dengan Metode Bivariat HB	24
2.8	Konsep Kemiskinan	27
2.9	Kajian Faktor-faktor yang Berpengaruh terhadap Kemiskinan	29
BAB 3	METODOLOGI PENELITIAN	33
3.1	Sumber Data	33
3.2	Variabel Penelitian	34
3.2.1	Variabel Respon	34
3.2.2	Variabel Prediktor	34
3.3	Struktur Data	37
3.4	Tahapan Analisis Data.....	38
BAB 4	HASIL DAN PEMBAHASAN	43
4.1	Estimasi Secara Langsung	43
4.2	Kajian Estimasi dengan SAE Metode HB.....	51
4.2.1	Kajian Estimasi dengan SAE Model Univariat FH Metode HB	51
4.2.2	Kajian Estimasi dengan SAE Model Bivariat FH Metode HB	54
4.3	Penerapan Estimasi dengan SAE Pendekatan HB	59
4.3.1	Karakteristik Variabel Prediktor	59
4.3.2	Penerapan SAE Model Univariat FH Metode HB.....	63
4.3.3	Penerapan SAE Model Bivariat FH Metode HB	75
4.3.4	Perbandingan Hasil Estimasi dan Penentuan Model Terbaik	88
4.3.5	Pemetaan Hasil Estimasi dengan Model Terbaik	93
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	97
5.1	Kesimpulan.....	97
5.2	Saran.....	98
	DAFTAR PUSTAKA	101
	LAMPIRAN	105
	BIOGRAFI PENULIS.....	155

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1. Variabel Prediktor yang Digunakan dalam Penelitian	34
Tabel 3.2. Struktur Data Penelitian	37
Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Variabel Prediktor	61
Tabel 4.2. Nilai VIF Variabel Prediktor	62
Tabel 4.3. Ringkasan Korelasi Signifikan antar Variabel Prediktor	63
Tabel 4.4. Nilai Parameter Distribusi Prior β_{k1} dan β_{k1} Hasil Estimasi	
Regresi Linier Berganda.....	64
Tabel 4.5. Ringkasan Hasil Estimasi Model Univariat FH – Komoditi	
Makanan	69
Tabel 4.6. Ringkasan Hasil Estimasi Model Univariat FH – Komoditi	
Non Makanan	73
Tabel 4.7. Ringkasan Hasil Estimasi Model Bivariat FH – Komoditi	
Makanan dan Non Makanan	86
Tabel 4.8. Ringkasan Kriteria Keباikan Model Univariat FH dan Bivariat FH. 93	

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	Tahapan Penerapan SAE	11
Gambar 2.2.	Ilustrasi Rantai Markov Indikasi Belum Konvergen (a) dan Sudah Konvergen (b).....	17
Gambar 2.3.	Plot Autokorelasi Indikasi Belum Konvergen (a) dan Konvergen (b).....	17
Gambar 2.4.	Ilustrasi Model Hirarki 2 level	19
Gambar 2.5.	Kerangka Pikir Penelitian.....	31
Gambar 3.1.	Tahapan Analisis Data.....	41
Gambar 4.1.	Persentase Penduduk Sampel Susenas per Kecamatan	43
Gambar 4.2.	Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan per Kecamatan Hasil Estimasi Langsung.....	44
Gambar 4.3.	Selisih Nilai Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Non Makanan dan Makanan Hasil Estimasi Langsung	45
Gambar 4.4.	Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan vs. Non Makanan per Kecamatan Hasil Estimasi Langsung.....	45
Gambar 4.5.	Boxplot Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) menurut Kabupaten/ Kota	46
Gambar 4.6.	Peta Tematik Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) per Kecamatan Hasil Estimasi Langsung	47
Gambar 4.7.	Chi-Square Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan.....	48
Gambar 4.8.	Normal Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b).....	48
Gambar 4.9.	Histogram dan <i>Density</i> Plot Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b).....	49

Gambar 4.10. Chi-Square Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per
Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan setelah
Tranformasi \ln	50
Gambar 4.11. Normal Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan
Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) setelah
Transformasi \ln	50
Gambar 4.12. Histogram dan <i>Density</i> Plot Rata-rata Pengeluaran per Kapita
per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)
setelah Tranformasi \ln	50
Gambar 4.13. DAG Model Univariat FH Metode HB 51
Gambar 4.14. DAG Model Bivariat FH Metode HB.....	55
Gambar 4.15. Persentase Kecamatan di Provinsi Bali Menurut Topografi
Utama.....	60
Gambar 4.16. Histogram Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan
Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) menurut
Topografi Utama.....	60
Gambar 4.17. <i>Trace plot</i> Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH -
Komoditi Makanan	66
Gambar 4.18. Plot Autokorelasi Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH
- Komoditi Makanan	67
Gambar 4.19. <i>Density</i> Plot Distribusi Posterior Parameter $\beta_0 - \beta_3$
Model Univariat FH - Komoditi Makanan	68
Gambar 4.20. <i>Trace plot</i> Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH - Komoditi
Non Makanan.....	71
Gambar 4.21. Plot Autokorelasi dari Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH
- Komoditi Non Makanan	72
Gambar 4.22. <i>Density</i> Plot Distribusi Posterior Parameter $\beta_0 - \beta_3$
Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan	73
Gambar 4.23. <i>Trace plot</i> Parameter β_0 dan β_4 Komoditi Makanan dan
Non Makanan yang Belum Konvergen.....	77

Gambar 4.24. Plot Autokorelasi dari Parameter β_0 dan β_4 Komoditi	
Makanan dan Non Makanan yang Belum Konvergen	78
Gambar 4.25. <i>Density Plot</i> Distribusi Posterior Parameter β_0 dan β_4	
Komoditi Makanan dan Non Makanan yang Belum Konvergen ..	79
Gambar 4.26. <i>Trace plot</i> Parameter $\beta_{10} - \beta_{14}$ Model Bivariat FH -	
Komoditi Makanan.....	80
Gambar 4.27. <i>Trace plot</i> Parameter $\beta_{20} - \beta_{24}$ Model Bivariat FH -	
Komoditi Non Makanan.....	81
Gambar 4.28. Plot Autokorelasi Parameter $\beta_{10} - \beta_{14}$ Model Bivariat FH	
- Komoditi Makanan.....	82
Gambar 4.29. Plot Autokorelasi Parameter $\beta_{20} - \beta_{24}$ Model Bivariat FH	
- Komoditi Non Makanan.....	83
Gambar 4.30. <i>Density Plot</i> Distribusi Posterior Parameter $\beta_{10} - \beta_{14}$	
Model Bivariat FH - Komoditi Makanan	84
Gambar 4.31. <i>Density Plot</i> Distribusi Posterior Parameter $\beta_{20} - \beta_{24}$	
Model Bivariat FH - Komoditi Non Makanan	85
Gambar 4.32. Estimasi Titik Model Univariat FH dan Bivariat FH	
untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)	88
Gambar 4.33. Estimasi Titik Model Univariat FH vs. Bivariat FH untuk	
Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)	89
Gambar 4.34. Posterior <i>Variance</i> Model Univariat FH dan Bivariat FH	
untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)	90
Gambar 4.35. Boxplot Posterior <i>Variance</i> Model Univariat FH dan Bivariat	
FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b).....	90
Gambar 4.36. CV Model Univariat FH dan Bivariat FH untuk Komoditi	
Makanan (a) dan Non Makanan (b).....	91
Gambar 4.37. Estimasi Titik dan 95% <i>Credible Interval</i> Model Univariat FH	
dan Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non	
Makanan (b) Diurutkan Berdasarkan Jumlah Sampel	
Tiap Kecamatan (<i>Ascending</i>)	92

Gambar 4.38. Peta Tematik Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan	
Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) Hasil	
Estimasi dengan Model Terbaik	94
Gambar 4.39. Selisih Nilai Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan	
Komoditi Non Makanan dan Makanan Hasil Estimasi	
Dengan Model Terbaik	96

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Hasil Estimasi Langsung	105
Lampiran 2.	Uji Multivariat Normal.....	106
Lampiran 3.	Variabel Respon dan Prediktor.....	107
Lampiran 4.	Matrik Korelasi Perason	109
Lampiran 5.	Estimasi Regresi Linier Berganda - Komoditi Makanan (<i>ln</i>).....	110
Lampiran 6.	Estimasi Regresi Linier Berganda - Komoditi Non Makanan (<i>ln</i>)	111
Lampiran 7.	<i>Syntax</i> Model Univariat FH - Komoditi Makanan	112
Lampiran 8.	<i>Syntax</i> Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan	113
Lampiran 9.	<i>Syntax</i> Proses MCMC Model Univariat FH - Komoditi Makanan	114
Lampiran 10.	<i>Syntax</i> Proses MCMC Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan	117
Lampiran 11.	<i>Trace plot</i> , plot autokorelasi dan <i>density plot</i> parameter Model Univariat FH - Komoditi Makanan.....	120
Lampiran 12.	Hasil Estimasi Model Univariat FH - Komoditi Makanan.....	123
Lampiran 13.	<i>Trace plot</i> , plot autokorelasi dan <i>density plot</i> parameter Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan	126
Lampiran 14.	Hasil Estimasi Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan..	129
Lampiran 15.	<i>Syntax</i> Model Bivariat FH.....	132
Lampiran 16.	<i>Syntax</i> Proses MCMC Model Bivariat FH	134
Lampiran 17.	<i>Trace plot</i> , plot autokorelasi dan <i>density plot</i> parameter Model Bivariat FH.....	139
Lampiran 18.	Hasil Estimasi Model Bivariat FH - Komoditi Makanan dan Non Makanan	144
Lampiran 19.	Hasil Estimasi Model Bivariat FH dalam Satuan Rupiah – Komoditi Makanan dan Non Makanan.....	152

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR SINGKATAN

BPS	:	Badan Pusat Statistik
CV	:	<i>Coefficient of Variation</i>
DIC	:	<i>Deviance Information Criterion</i>
EB	:	<i>Empirical Best/Bayes</i>
EBLUP	:	<i>Empirical Best Linear Unbiased Estimator</i>
FH	:	<i>Fay-Herriot</i>
GK	:	Garis Kemiskinan
GKM	:	Garis Kemiskinan Makanan
GKNM	:	Garis Kemiskinan Non Makanan
HB	:	<i>Hierarchical Bayes</i>
MC Error	:	<i>Monte Carlo Error</i>
MCMC	:	<i>Markov Chain Monte Carlo</i>
MPI	:	<i>Multidimensional Poverty Index</i>
MSE	:	<i>Mean Square Error</i>
Podes	:	pendataan Potensi Desa
SAE	:	<i>Small Area Estimation</i>
Susenas	:	Survei Sosial Ekonomi Nasional

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Upaya pengentasan kemiskinan yang disepakati oleh negara-negara di dunia anggota Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) tertuang dalam *Sustainable Development Goals* (SDGs) pada tujuan pertama, yaitu mewujudkan dunia tanpa kemiskinan. Di Indonesia, upaya tersebut tertuang dalam arah kebijakan umum pembangunan nasional 2015-2019 yang keenam, yaitu meningkatkan kualitas sumber daya manusia dan kesejahteraan rakyat yang berkeadilan, pada Rencana Pembangunan Jangka Menengah Nasional (RPJMN) 2015-2019. Dengan demikian, program pengentasan kemiskinan telah menjadi agenda besar dalam pelaksanaan pembangunan nasional bangsa Indonesia.

Kemiskinan menjadi permasalahan serius dan menjadi perhatian khusus bagi seluruh wilayah di Indonesia, termasuk provinsi Bali. Data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2017, Provinsi Bali memiliki persentase penduduk miskin terendah kedua secara nasional setelah Provinsi DKI Jakarta, dengan persentase sebesar 4,25 persen dan jauh dibawah angka nasional sebesar 10,64 persen. Sedangkan jika dilihat dari segi jumlah, Provinsi Bali memiliki jumlah penduduk miskin 180,13 ribu jiwa atau posisi ke-7 terendah nasional. Pada level kabupaten/kota, persentase penduduk miskin tertinggi dimiliki oleh Kabupaten Karangasem (6,55 persen) diikuti oleh Kabupaten Klungkung (6,29 persen) dan Buleleng (5,74 persen). Sedangkan persentase terendah dimiliki oleh Kabupaten Badung (2,06) dan Kota Denpasar (2,27 persen). Dimana hanya dua wilayah tersebut yang mencatatkan persentase penduduk miskin dibawah angka provinsi 4,25 persen. Dari segi jumlah, Kabupaten Buleleng, Karangasem dan Gianyar memiliki jumlah penduduk miskin terbanyak, masing-masing 37,48 ribu jiwa, 27,02 ribu jiwa dan 22,42 ribu jiwa. Sedangkan jumlah paling sedikit dimiliki oleh Kabupaten Klungkung dengan 11,15 ribu jiwa dan Bangli 11,76 ribu jiwa.

Selain data persentase dan jumlah penduduk miskin, data pengeluaran konsumsi penduduk merupakan data penting lainnya yang dapat digunakan sebagai indikator untuk mengukur pemerataan dengan cara membandingkan nilai

pengeluaran konsumsi antar wilayah. Apabila data pengeluaran tersebut dirinci menjadi pengeluaran makanan dan non makanan maka dapat digunakan untuk mengevaluasi taraf hidup dan tingkat kesejahteraan penduduk (BPS, 2017). Hal tersebut sesuai dengan hukum Engel yang menyatakan jika selera tidak berbeda maka persentase pengeluaran untuk makanan menurun seiring dengan meningkatnya pendapatan. Dengan kata lain, semakin tinggi tingkat kesejahteraan penduduk maka semakin tinggi pengeluaran untuk komoditi non makanan dibandingkan pengeluaran komoditi makanan.

Menurut data BPS tahun 2017, rata-rata pengeluaran per kapita per bulan penduduk di Provinsi Bali menempati posisi tertinggi ke-5 secara nasional, yaitu sebesar Rp. 1.332.085,- dengan rincian untuk pengeluaran makanan sebesar Rp. 569.168,- (42,73 persen) dan pengeluaran non makanan sebesar Rp. 762.917,- (57,27 persen). Angka tersebut berada diatas rata-rata pengeluaran per kapita per bulan penduduk secara nasional, yaitu sebesar Rp. 1.036.497,-. Apabila dilihat menurut kabupaten/kota, Kabupaten Badung memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan tertinggi yaitu Rp. 2.047.529,-, diikuti oleh Kota Denpasar yaitu Rp. 1.966.789,-. Dimana tercatat hanya dua wilayah tersebut yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan lebih tinggi dibandingkan angka propinsi. Sedangkan angka terendah dimiliki oleh Kabupaten Karangasem yaitu Rp. 726.561,- dan Kabupaten Klungkung Rp. 801.947,-. Jika dilihat menurut proporsi pengeluaran makanan dan non makanan terhadap total pengeluaran, hanya lima kabupaten/kota saja yang memiliki proporsi pengeluaran non makanan yang lebih besar dibandingkan proporsi pengeluaran makanan, yaitu Kabupaten Badung, Kota Denpasar, Kabupaten Gianyar, Tabanan dan Bangli.

Meskipun memiliki tingkat kemiskinan yang relatif rendah dan kesejahteraan yang relatif tinggi dibandingkan dengan provinsi lainnya, berbagai upaya untuk menekan angka kemiskinan serta peningkatan dan pemerataan kesejahteraan terus dilakukan oleh pemerintah Provinsi Bali melalui berbagai program yang langsung menysasar ke penduduk miskin antara lain, program Jaminan Kesehatan Bali Mandara (JKBM), Gerakan Pembangunan Desa Terpadu (Gerbang Sadu), bedah rumah dan Jaminan Kredit Bali Mandara (Jamkrida). Untuk mendukung program-program tersebut maka dibutuhkan data dapat

menjangkau ke wilayah yang lebih kecil cakupannya, sampai level kecamatan atau desa/kelurahan.

Sebagaimana diketahui bahwa data indikator kemiskinan dan pengeluaran penduduk diatas diperoleh dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) yang dilakukan oleh BPS dengan cakupan estimasi hanya sampai level kabupaten/kota. Untuk memperoleh indikator kemiskinan dan pengeluaran penduduk pada level yang lebih kecil maka dibutuhkan jumlah sampel rumah tangga yang lebih banyak. Hal tersebut tidak dapat dilakukan karena terkait dengan keterbatasan waktu, tenaga dan biaya. Sedangkan penggunaan hasil Susenas untuk estimasi secara langsung pada wilayah yang lebih kecil akan menghasilkan varian yang besar karena jumlah sampel yang tidak memadai

Untuk mengatasi masalah tersebut diperlukan metode estimasi yang dapat memberikan tingkat akurasi yang lebih baik yaitu dengan mengkombinasikan antara data hasil survei dan data pendukung lain misalnya dari data sensus atau registrasi (Rao, 2003). *Small Area Estimation* (SAE) hadir sebagai sebuah metode tidak langsung untuk estimasi sampai wilayah yang lebih kecil cakupannya. Dimana dalam melakukan estimasi yang lebih efisien untuk wilayah dengan cakupan lebih kecil digunakan penduga tak langsung yang meminjam kekuatan (*borrow strenght*) berupa informasi variabel amatan di wilayah sekitar dan/atau dari waktu sebelumnya dengan memanfaatkan jumlah sampel yang sudah tersedia. Informasi variabel amatan tersebut kemudian dituangkan dalam sebuah model yang menghubungkan variabel tersebut dengan variabel prediktor yang berasal dari sensus atau registrasi (Rao & Molina, 2015).

Terdapat beberapa metode estimasi dalam SAE, antara lain *Empirical Best Linear Unbiased Prediction* (EBLUP), *Empirical Bayes* (EB) dan *Hierarchical Bayes* (HB). Metode EBLUP lebih cocok digunakan untuk estimasi variabel respon kontinyu. Metode EB dan HB secara lebih luas dapat digunakan untuk variabel respon bertipe kontinyu, biner (*binary*) dan cacahan (*count*). Berdasarkan unit penelitian yang digunakan, pada SAE terdapat dua jenis model yang digunakan, yaitu model berbasis area atau model Fay-Herriot (FH) jika unit penelitiannya berupa area dan model berbasis unit atau *Nested Error Regressio Model* jika unit penelitiannya berupa unit individu.

Penelitian terkait kemiskinan dengan menerapkan SAE antara lain, oleh Anwar (2008) yang memetakan kemiskinan di Kabupaten Kutai Kertanegara dengan menggunakan *Kernel Learning*, Noviyanti dan Zain (2014) menggunakan metode *Empirical Bayes* (EB) dengan pendekatan *Scan Statistic* untuk menentukan kecamatan-kecamatan yang menjadi kantong kemiskinan di Kabupaten Kepulauan Nias, Ubaidillah (2014) menggunakan pendekatan *Hierarchical Bayes Neural Network* (HBNN) untuk memetakan kemiskinan di Kota Jambi di level kecamatan dan desa/kelurahan dan Satriya (2016) menggunakan metode HB untuk estimasi pengeluaran per kapita per bulan di setiap kecamatan di Kabupaten Bangkalan.

Pengembangan pada SAE dengan menggunakan model multivariat, yaitu memiliki lebih dari satu variabel respon, pertama kali dilakukan oleh Fay (1987) menggunakan model multivariat FH serta Fuller dan Hater (1987) menggunakan *multivariat nested error regression model*, kedua penelitian tersebut menggunakan metode estimasi EB. Datta, Fay, dan Ghosh (1991) menggunakan model multivariat FH dengan metode EB dan HB untuk mengestimasi median dari pendapatan rumah tangga dengan jumlah anggota rumah tangga sebanyak empat orang sekaligus serta median dari pendapatan rumah tangga dengan jumlah anggota rumah tangga sebanyak tiga dan lima orang di wilayah yang cakupannya lebih kecil di Amerika. Datta, Day dan Maiti (1998) menggunakan metode multivariat HB dan membandingkannya dengan HB untuk mengestimasi rata-rata luas tanaman jagung dan kedelai berdasarkan data yang digunakan pada penelitian Battese, Harter dan Fuller (1988). Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model multivariat lebih baik karena mempertimbangkan korelasi antar variabel respon sehingga dapat meningkatkan performa hasil estimasi.

Berdasarkan uraian di atas, maka pada penelitian ini diterapkan SAE model bivariat FH dengan metode HB untuk mengestimasi dua variabel respon sekaligus, yaitu rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan non makanan pada level kecamatan di Provinsi Bali, kemudian membandingkannya dengan hasil estimasi model FH dengan metode HB untuk masing-masing variabel respon. Pendekatan bivariat diharapkan dapat meningkatkan performa hasil estimasi.

1.2 Rumusan Masalah

Adanya SAE sebagai metode estimasi secara tidak langsung memungkinkan untuk melakukan estimasi parameter tertentu pada wilayah yang lebih kecil dengan memanfaatkan hasil sensus atau registrasi sebagai variabel penyerta. Dimana estimasi secara langsung tidak mungkin dilakukan karena sedikitnya jumlah sampel survei pada wilayah yang lebih kecil tersebut. Berbagai pengembangan telah dilakukan pada penerapan SAE untuk meningkatkan kualitas hasil estimasi, antara lain dengan penggunaan model multivariat untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi hasil estimasi dengan memanfaatkan korelasi antar variabel respon.

Sehingga rumusan masalah berdasarkan latar belakang pada penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Bagaimana memodelkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan di Provinsi Bali dengan SAE model univariat dan bivariat FH dengan metode HB?
2. Bagaimana perbandingan hasil estimasi SAE model univariat dan bivariat FH dengan metode HB?
3. Bagaimana peta profil hasil estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan di Provinsi Bali sampai wilayah kecamatan dengan model terbaik?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas diperoleh tujuan penelitian sebagai berikut

1. Mendapatkan model rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan di Provinsi Bali dengan SAE model univariat dan bivariat FH dengan metode HB.
2. Membandingkan hasil estimasi SAE model univariat dan bivariat FH dengan metode HB.

3. Mendapatkan peta profil hasil estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan sampai wilayah kecamatan dengan model terbaik.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Pengembangan wawasan bagi peneliti khususnya terkait penggunaan SAE model FH dan bivariat FH dengan metode HB.
2. Profil kondisi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan non makanan dari hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan bagi pemerintah dalam merancang dan melaksanakan program peningkatan kesejahteraan dan pengentasan kemiskinan yang tepat sasaran di Provinsi Bali.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan diasumsikan mengikuti distribusi multivariat normal.
2. Antara variabel respon pada suatu kecamatan dengan variabel respon dari kecamatan lainnya diasumsikan saling bebas atau independen, baik untuk komoditi makanan maupun komoditi non makanan.
3. Set variabel prediktor yang digunakan dalam model variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan model variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan adalah sama.
4. Hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon diasumsikan linier.
5. Kemungkinan adanya interaksi antar variabel prediktor pada penelitian ini diabaikan.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Bagian ini membahas tentang metode estimasi secara langsung, prosedur dan model dalam SAE secara umum, prosedur analisis bayesian mulai dari penentuan prior, metode *Hierarchical Bayes* (HB) sampai dengan proses estimasi dengan metode MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*, dilanjutkan dengan kajian teori tentang penggunaan metode HB untuk estimasi SAE dengan model Fay-Herriot, baik univariat maupun bivariat.

2.1 Metode Estimasi Secara Langsung (*Direct Estimate*)

Metode estimasi secara langsung tanpa melibatkan variabel prediktor akan menghasilkan estimasi yang tak bias. Dimana penerapan estimasi secara langsung pada SAE menggunakan asumsi bahwa setiap sampel unit atau area diambil sebagai sampel secara *Simple Random Sampling* (SRS) atau dengan kata lain tanpa memperhatikan desain pengambilan sampling saat survei karena setiap unit atau area dianggap memiliki peluang yang sama untuk terambil sebagai sampel. Pada metode estimasi secara langsung, berdasarkan Cochran (2010) penduga tak bias untuk rata-rata adalah sebagai berikut

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{n} \quad 2.1$$

dengan varian dari estimasi rata-rata tersebut adalah

$$v(\bar{y}) = \frac{s^2}{n} \left(\frac{N-n}{N} \right) \quad 2.2$$

dimana N adalah jumlah populasi, n adalah jumlah sampel dan s^2 adalah varian sampel. Dalam penerapan SAE, area atau domain yang lebih kecil memiliki jumlah sampel relatif sedikit, sehingga penggunaan metode estimasi secara langsung pada umumnya memiliki varian yang cukup besar (Pfeffermann, 2013).

2.2 Uji Asumsi Normalitas

Uji Mardia digunakan untuk menguji apakah sebanyak l variabel mengikuti distribusi multivariat normal. Uji ini diterapkan pada nilai *skewness*

($\gamma_{1,l}$) dan *kurtosis* ($\gamma_{2,l}$) pada persepektif multivariat (Korkmaz, Goksuluk, & Zararsiz, 2014). Dimana formula skewness adalah

$$\gamma_{1,l} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n m_{ij}^3 \quad 2.3$$

dan formula kurtosis adalah

$$\gamma_{2,l} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_{ii}^2 \quad 2.4$$

dengan

$$m_{ij} = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}})$$

$$(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T = [(x_{i1} - \bar{x}_1) \quad (x_{i2} - \bar{x}_2) \quad \cdots \quad (x_{il} - \bar{x}_l)]$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{11}^2 & S_{12} & \cdots & S_{1l} \\ S_{21} & S_{22}^2 & \cdots & S_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{l1} & S_{l2} & \cdots & S_{ll}^2 \end{bmatrix} \text{ adalah matrik varian kovarian dari } l \text{ variabel.}$$

Hipotesis yang digunakan untuk nilai *skewness* dan *kurtosis* adalah

H_0 : data dari l variabel mengikuti distribusi multivariat normal

H_1 : data dari l variabel tidak mengikuti distribusi multivariat normal

Statistik uji yang digunakan untuk nilai *skewness* dan *kurtosis* adalah

$$\frac{n}{6} \gamma_{1,l} \sim \chi_{l(l+1)(l+2)/6}^2 \quad 2.5$$

dan

$$\gamma_{2,l} \sim N_{(l(l+2), 8l(l+2)/n)} \quad 2.6$$

Untuk nilai *skewness*, keputusan tolak H_0 jika nilai statistik uji $\frac{n}{6} \gamma_{1,l} > \chi_{\alpha; l(l+1)(l+2)/6}^2$. Untuk nilai *kurtosis*, keputusan tolak H_0 jika nilai statistik uji

$|\gamma_{2,l}| > N_{\alpha/2; (l(l+2), 8l(l+2)/n)}$. Kesimpulan bahwa l variabel mengikuti distribusi multivariat normal diperoleh jika hasil pengujian dari *skewness* dan *kurtosis* menghasilkan keputusan gagal tolak H_0 . Jika salah satu saja hasil pengujian dari *skewness* atau *kurtosis* menghasilkan keputusan tolak H_0 maka kesimpulannya adalah data dari l variabel tidak mengikuti distribusi multivariat normal.

Uji Anderson –Darling digunakan untuk menguji apakah suatu variabel mengikuti distribusi normal, dimana hipotesis yang digunakan adalah

H_0 : data mengikuti distribusi multivariat normal

H_1 : data tidak mengikuti distribusi multivariat normal

Statistik uji yang digunakan adalah

$$W_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) [\ln u_i + \ln(1 - u_{n-i+1})] \quad 2.7$$

dengan $u_i = F(x_i)$ atau peluang kumulatif dari x_i , $i = 1, 2, \dots, n$, dimana sebelumnya diurutkan terlebih dahulu nilai dari sebanyak n variabel menjadi $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$. Kemudian nilai statistik uji W_n^2 dibandingkan dengan titik kritis 2,492 untuk $\alpha=0,05$ (Anderson & Darling, 1954). Jika statistik uji $W_n^2 > 2,492$ maka keputusan tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa data dari variabel tersebut tidak mengikuti distribusi normal. Sebaliknya, jika statistik uji $W_n^2 < 2,492$ maka keputusan gagal tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa data dari variabel tersebut mengikuti distribusi normal.

2.3 Korelasi Pearson

Apabila terdapat dua buah variabel, yaitu x_{i1} dan x_{i2} , dengan $i = 1, 2, \dots, n$ maka untuk mengetahui besar dan arah hubungan linier antara kedua variabel tersebut digunakan Koefisien Korelasi Pearson (r) dengan formula

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{i1} - \bar{x}_1)(x_{i2} - \bar{x}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{i1} - \bar{x}_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_{i2} - \bar{x}_2)^2}} \quad 2.8$$

dimana r memiliki nilai -1 sampai 1. Untuk mengetahui signifikansi dari besarnya nilai r tersebut maka harus dilakukan pengujian dengan hipotesis sebagai berikut

H_0 : $\rho = 0$, tidak terdapat korelasi yang signifikan antara dua variabel

H_1 : $\rho \neq 0$, terdapat korelasi yang signifikan antara dua variabel

Statistik uji yang digunakan adalah

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \sim t_{n-2} \quad 2.9$$

Jika nilai statistik uji $|t| > t_{1-\alpha/2; n-2}$ maka keputusan tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa terdapat korelasi yang signifikan antara dua variabel dengan arah hubungan linier negatif jika nilai $t < 0$ dan arah hubungan positif jika $t > 0$. Jika nilai statistik uji $|t| < t_{1-\alpha/2; n-2}$ maka keputusan gagal tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat korelasi yang signifikan antara dua variabel.

2.4 Small Area Estimation (SAE)

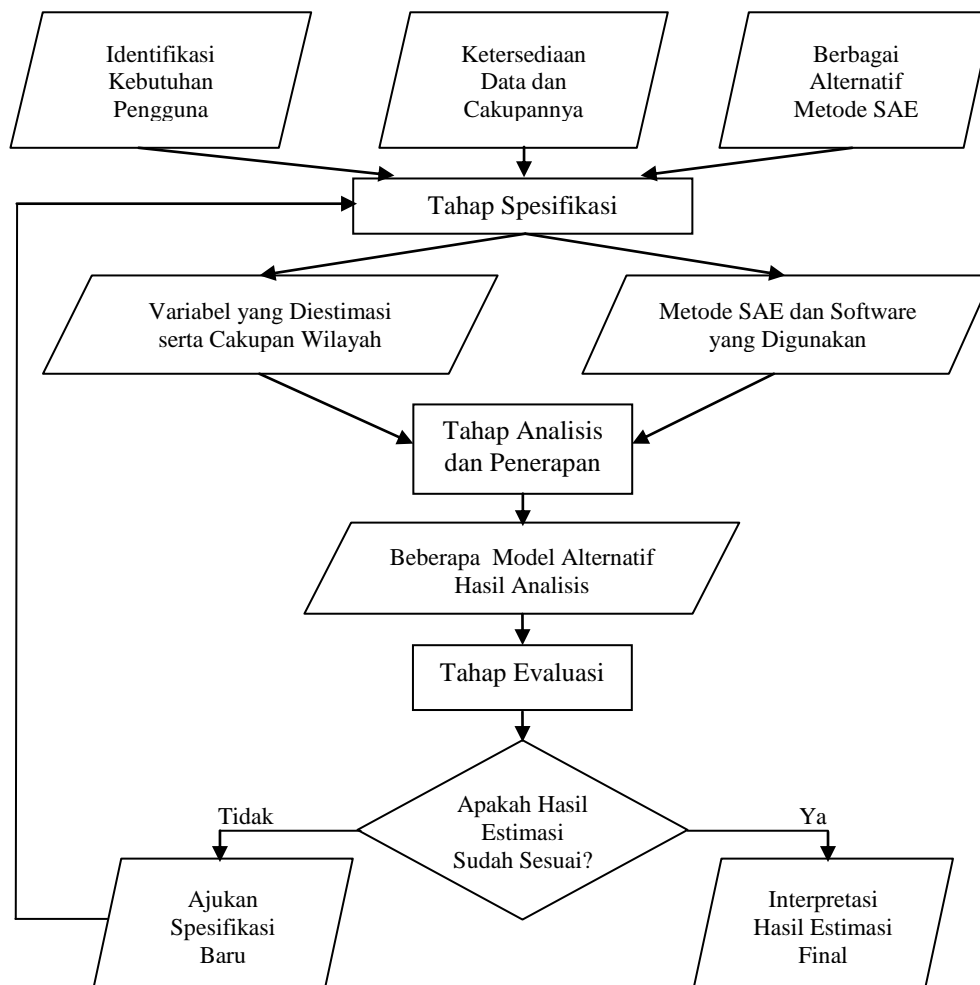
Penggunaan SAE dari waktu ke waktu terus mengalami peningkatan karena berbagai survei pada umumnya memang dirancang untuk menduga parameter populasi pada wilayah yang besar, seperti suatu negara, provinsi atau kabupaten/kota saja. Sehingga untuk menduga parameter populasi pada wilayah yang lebih kecil, misalkan kecamatan atau desa/kelurahan, tidak bisa dilakukan estimasi secara langsung (*direct estimation*) karena terkendala jumlah sampel yang tidak mencukupi untuk menghasilkan penduga yang akurat. Suatu wilayah atau domain dikatakan kecil (*small area*) jika wilayah atau domain tersebut tidak cukup sampel untuk mendukung dilakukannya estimasi secara langsung yang menghasilkan tingkat akurasi tertentu untuk mendapatkan penduga parameter populasi (Rao & Molina, 2015). Domain yang dimaksud dapat berupa karakteristik penduduk, seperti jenis kelamin, kelompok umur dan lapangan usaha.

2.4.1 Tahapan dalam SAE

Menurut Tzavidis, Zhang, Luna Hernandez, Schmid dan Rojas-Perilla (2016), terdapat tiga tahap penting dalam proses menghasilkan data statistik dari SAE, yaitu:

1. Tahap Spesifikasi mencakup proses identifikasi data statistik apa yang dibutuhkan oleh pengguna yang nantinya akan diestimasi secara tidak langsung dengan SAE. Selain itu juga dilakukan proses identifikasi ketersediaan data serta cakupannya, baik wilayah maupun domainnya, dan mengidentifikasi kemungkinan metode SAE apa yang akan digunakan.

2. Tahap Analisis dan Penerapan mencakup transformasi variabel, penentuan metode SAE yang dipakai, membangun model dan proses estimasi.
3. Tahap Evaluasi mencakup pengecekan asumsi yang dipakai dalam model serta pemeriksaan kebaikan model dengan kriteria tertentu, misalnya *Mean Square Error* (MSE), *Coefficient of Variation* (CV) dan *Deviance Information Criterion* (DIC), sehingga diperoleh model terbaik. Proses dapat diulang kembali pada tahap spesifikasi apabila syarat kebaikan model tidak terpenuhi.



Gambar 2.1. Tahapan Penerapan SAE

Menurut Rao (2003), MSE digunakan untuk mengukur tingkat variabilitas hasil estimasi jika metode yang digunakan adalah EBLUP dan EB, sedangkan untuk metode HB digunakan varian dari posterior untuk mengukur tingkat variabilitas hasil estimasi. Hal tersebut dikarenakan varian dari posterior

adalah mendekati tak bias (*approximately unbiased*) kepada MSE jika jumlah observasi mendekati tak hingga atau $E[V(\hat{\theta})] - MSE(\hat{\theta}) = o(1/l)$, dengan $V(\hat{\theta})$ adalah varian dari posterior, $MSE(\hat{\theta})$ adalah MSE dan $o(1/l)$ adalah suatu fungsi dari l atau banyaknya observasi.

2.4.2 Model SAE Berbasis Area (*Model Fay-Herriot*)

Model Fay-Herriot (FH) pertama kali digunakan oleh Fay dan Herriot (1979). Jika $\hat{\theta}_i$ adalah hasil estimasi secara langsung untuk parameter θ_i , dengan wilayah $i = 1, 2, \dots, m$, maka

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + \varepsilon_i \quad 2.10$$

dengan ε_i adalah kesalahan dari pengambilan sampel (*sampling error*) dimana antar ε_i saling bebas dengan $E(\varepsilon_i|\theta_i) = 0$ dan $V(\varepsilon_i|\theta_i) = \sigma_{\varepsilon_i}^2$. Asumsi yang digunakan untuk varian sampling $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ adalah diketahui nilainya. Kemudian pada wilayah ke- i memiliki variabel prediktor $\mathbf{x}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{ip}]^T$ yang berkaitan dengan parameter θ_i maka

$$\theta_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i \quad 2.11$$

dimana $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1 \ \beta_2 \ \dots \ \beta_p]^T$ adalah koefisien regresi dan u_i adalah *random effect area* ke- i dimana antar u_i identik dan saling bebas dengan $E(u_i) = 0$ dan $V(u_i) = \sigma_u^2$. Model FH diperoleh dengan substitusi persamaan (2.11) ke persamaan (2.10) sehingga mendapatkan model linear campuran (*Linear Mixed Model*) sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i + \varepsilon_i \quad 2.12$$

dengan asumsi u_i dan ε_i saling bebas.

2.4.3 Model SAE Berbasis Unit (*Nested Error Regression Model*)

Diketahui bahwa $\hat{\theta}_{ij}$ adalah variabel respon hasil estimasi secara langsung untuk unit ke- j pada wilayah ke- i , dimana $j = 1, 2, \dots, n_i$ dan $i = 1, 2, \dots, m$ serta variabel prediktor $\mathbf{x}_{ij} = [x_{ij1} \ x_{ij2} \ \dots \ x_{ijp}]^T$ yang berkaitan dengan $\hat{\theta}_{ij}$ maka bentuk model berbasis unit untuk SAE adalah

$$\hat{\theta}_{ij} = \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + u_i + \varepsilon_{ij} \quad 2.13$$

Dimana antar ε_i identik dan saling bebas dengan $E(\varepsilon_{ij}) = 0$ dan $V(\varepsilon_{ij}) = \sigma_\varepsilon^2$, antar random effect area u_i identik dan saling bebas dengan $E(u_i) = 0$ dan $V(u_i) = \sigma_u^2$ serta antara ε_{ij} dan u_i adalah saling bebas.

Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan model ini antara lain, Datta, Day dan Maiti (1998) yang menggunakan model berbasis unit, *nested error regression model*, baik secara univariat maupun bivariat untuk estimasi rata-rata luas tanaman jagung dan kedelai dengan metode HB serta Molina, Nandram dan Rao (2014) yang membandingkan metode EB dan HB untuk pemetaan kemiskinan berdasarkan jenis kelamin di Spanyol.

2.5 Analisis Bayesian

Menurut Boldstad (2007), pada analisis Bayesian semua parameter yang tidak diketahui dianggap sebagai variabel random dan memiliki distribusi peluang. Hal ini berbeda dengan teori statistika klasik (*frequentist*) yang memperlakukan parameter yang tidak diketahui sebagai variabel tetap (*fixed*). Teorema Bayesian menyatakan bahwa distribusi *posterior* merupakan hasil perkalian antara distribusi *prior* dengan fungsi *likelihood* dari data pengamatan, seperti disajikan pada persamaan berikut :

$$f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}) = \frac{f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})f(\boldsymbol{\theta})}{f(\mathbf{y})} \propto f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})f(\boldsymbol{\theta}) \quad 2.14$$

Menurut Lunn, Jackson, Best, Thomas dan Spiegelhalter (2013), $f(\boldsymbol{\theta})$ adalah distribusi *prior* yang menunjukkan ketidakpastian dari nilai $\boldsymbol{\theta}$ sebelum mempertimbangkan informasi dari data hasil pengamatan, $f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$ adalah fungsi *likelihood* dari data hasil pengamatan dan $f(\mathbf{y})$ adalah konstanta \mathbf{y} . Dengan demikian distribusi *posterior* mengandung informasi dari distribusi *prior* dan data hasil pengamatan (fungsi *likelihood*).

2.5.1 Distribusi Prior

Distribusi *prior* merupakan suatu informasi yang terdahulu mengenai parameter (Box dan Tiao, 1973). Penentuan distribusi *prior* dapat diperoleh dari

informasi terdahulu mengenai parameter atau sifat distribusi *posterior* yang akan dihasilkan. Berikut beberapa jenis dari distribusi *prior*:

1. *Conjugate prior* atau *non conjugate prior*, dimana penentuannya berdasarkan pada pola Likelihood dari data pengamatan.
2. *Proper prior* atau *improper prior*, dimana penentuannya berdasarkan pada cara pemberian bobot atau densitas untuk setiap titik di sepanjang domain parameter berdistribusi *uniform*.
3. *Informative prior* atau *non informative prior*, dimana penentuannya berdasarkan pada ketersediaan informasi sebelumnya mengenai pola distribusi data yang diperoleh dari penelitian sebelumnya.
4. *Pseudo prior*, dimana penentuannya berdasarkan pada nilai yang disertakan dengan hasil elaborasi dari cara *frequentist*.

2.5.2 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

Proses estimasi parameter θ pada distribusi posterior $f(\theta|\mathbf{y})$ pada persamaan (2.14) dilakukan dengan melibatkan proses integral yang rumit dan tidak selalu menghasilkan distribusi yang diketahui (*close form*). Oleh karena itu, pada analisis Bayesian permasalahan tersebut dapat dipecahkan dengan menggunakan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Pada metode MCMC akan dibangkitkan variabel random dalam bentuk rantai Markov, $\theta^{(t)}$, dengan jumlah iterasi t tertentu. Dimana rantai Markov pada iterasi ke- $t + 1$, $\theta^{(t+1)}$ conditional terhadap rantai Markov pada iterasi sebelumnya $\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(t)}$ hanya bergantung terhadap rantai Markov ke- t saja, atau

$$f(\theta^{(t+1)}|\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(t)}) = f(\theta^{(t+1)}|\theta^{(t)}) \quad 2.15$$

Pada akhirnya, ketika $t \rightarrow \infty$ distribusi $\theta^{(t)}$ akan konvergen pada target distribusi yang bersifat stationer $\pi(\theta)$ yang sama dengan distribusi *posterior* $f(\theta|\mathbf{y})$ (Ntzoufras, 2009). Kondisi stationer terpenuhi jika

$$\int f(\theta^{(t+1)}|\theta^{(t)})\pi(\theta^{(t)})d\theta^{(t)} = \pi(\theta^{(t+1)}) \quad 2.16$$

Persamaan (2.16) diatas menunjukkan bahwa jika variabel random $\theta^{(t)}$ berasal dari distribusi $\pi(\cdot)$ maka $\theta^{(t+1)}$ juga berasal dari distribusi $\pi(\cdot)$ atau bersifat *reversible*, yaitu

$$\pi(\boldsymbol{\theta}^{(t)})f(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)}|\boldsymbol{\theta}^{(t)}) = \pi(\boldsymbol{\theta}^{(t+1)})f(\boldsymbol{\theta}^{(t)}|\boldsymbol{\theta}^{(t+1)}) \quad 2.17$$

Selain itu harus dipastikan bahwa rantai Markov bersifat *irreducible* dan *aperiodic*. *Irreducible* berarti bahwa dari nilai awal (*initial value*) tertentu $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$, rantai Markov pada akhirnya akan mencapai set nilai tertentu dengan peluang positif. *Aperiodicity* berarti bahwa rantai Markov tidak boleh memiliki pola tertentu atau tidak bersifat acak. Apabila sifat *irreducible* dan *aperiodicity* tersebut terpenuhi maka

$$\boldsymbol{\theta}^H = \frac{1}{H} \sum_{t=h+1}^{h+H} \boldsymbol{\theta}^{(t)} \xrightarrow{p} E[\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}] \quad 2.18$$

dengan $H \rightarrow \infty$, $\boldsymbol{\theta}^H$ adalah rata-rata nilai variabel random parameter yang dibangkitkan sebanyak H iterasi setelah iterasi *burnin period* sebanyak h dengan nilai awal $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$ tertentu.

2.5.3 Algoritma Gibbs Sampling

Gibbs Sampling merupakan suatu algoritma untuk membangkitkan variabel random dari suatu fungsi distribusi tertentu tanpa harus menghitung distribusi peluangnya (Casella dan George, 1992). Proses tersebut dilakukan dengan cara membangkitkan rangkaian Gibbs variabel random berdasarkan sifat-sifat dasar proses rantai Markov. Jika dalam model terdapat sebanyak r parameter yang akan diestimasi, yaitu $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_r]^T$, maka dari distribusi *posterior* pada persamaan (2.14) akan diperoleh distribusi *conditional* (*Gibbs conditional distributions*) berikut :

$$f(\theta_1|\theta_2, \dots, \theta_r, \mathbf{y}), f(\theta_2|\theta_1, \dots, \theta_r, \mathbf{y}), \dots, f(\theta_r|\theta_1, \dots, \theta_{r-1}, \mathbf{y}) \quad 2.19$$

Kemudian dari distribusi *conditional* diatas kita akan membangkitkan variabel random θ_i , $i = 1, 2, \dots, r$ dengan tahapan berikut ini.

1. Menentukan nilai awal (*intial value*) pada saat $t = 0$
 $\boldsymbol{\theta}^{(0)} = [\theta_1^{(0)} \ \theta_2^{(0)} \ \dots \ \theta_r^{(0)}]$. Nilai awal untuk setiap parameter θ_i adalah sembarang nilai yang ditentukan yang masuk dalam rentang distribusi *prior*.
2. Membangkitkan $\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} = [\theta_1^{(t+1)} \ \theta_2^{(t+1)} \ \dots \ \theta_r^{(t+1)}]$ dengan cara:
 Ambil sampel $\theta_1^{(t+1)}$ dari distribusi $f(\theta_1|\theta_2^{(t)}, \dots, \theta_r^{(t)}, \mathbf{y})$

Ambil sampel $\theta_2^{(t+1)}$ dari distribusi $f(\theta_2|\theta_1^{(t)}, \dots, \theta_r^{(t)}, \mathbf{y})$

\vdots

Ambil sampel $\theta_r^{(t+1)}$ dari distribusi $f(\theta_r|\theta_1^{(t)}, \dots, \theta_{r-1}^{(t)}, \mathbf{y})$

3. Iterasi ke- $t = t + 1$, lanjutkan iterasi dengan kembali ke langkah (1) sampai konvergensi ke distribusi *posterior*, $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y})$, tercapai.
4. Memotong iterasi saat *burnin period*, yaitu ietrasi ke-1 sampai h .
5. Gunakan iterasi ke- $h + 1$ sampai $h + H$ untuk melakukan analisis terhadap *posterior*.

Sehingga diperoleh estimasi parameter $\boldsymbol{\theta}$, yaitu *mean* dari *posterior*:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = E[\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}] = \frac{1}{H} \sum_{t=h+1}^{h+H} \boldsymbol{\theta}^{(t)} \quad 2.20$$

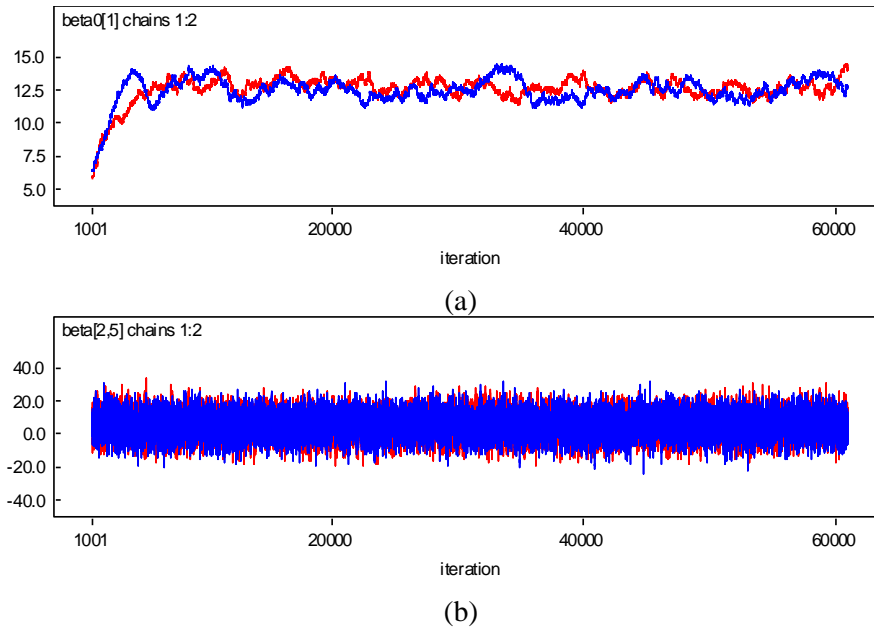
dan varian dari *posterior*:

$$V(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = V[\boldsymbol{\theta}|\mathbf{y}] = \frac{1}{H-1} \sum_{t=h+1}^{h+H} (\boldsymbol{\theta}^{(t)} - \hat{\boldsymbol{\theta}})^2 \quad 2.21$$

2.5.4 Pemeriksaan Konvergensi

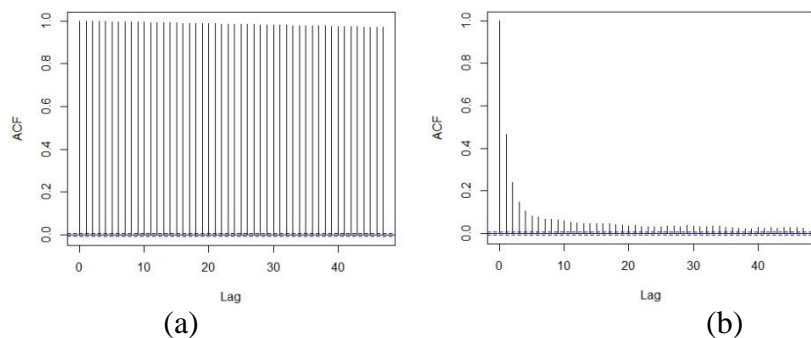
Pemeriksaan konvergensi rantai Markov yang dibangkitkan dengan algoritma *Gibbs Sampling* pada metode MCMC dapat dilakukan dengan beberapa cara, yaitu secara visual, memeriksa Monte Carlo *error* (MC *error*) dan dengan pengujian statistik secara formal. Pertama, secara visual dilakukan dengan mengamati grafik rantai Markov (*trace plot*) sepanjang jumlah iterasi yang digunakan. Apabila grafik rantai Markov menunjukkan pola acak dan stabil pada *mean* tertentu atau tampak seperti “*a fat hairy caterpillar*” maka rantai Markov telah konvergen atau mencapai kondisi stationer (Lunn, Jackson, Best, Thomas dan Spiegelhalter, 2013). Sebaliknya, jika terdapat pola tertentu maka rantai Markov belum mencapai konvergensi. Hal tersebut bisa terjadi karena tingginya nilai autokorelasi rantai Markov sehingga dibutuhkan jumlah iterasi yang lebih banyak untuk mencapai konvergensi. Selain itu untuk mengurangi dampak tingginya nilai autokorelasi dapat dilakukan dengan cara menggunakan nilai *thin* atau lag dari jumlah iterasi yang digunakan untuk analisis terhadap *posterior*. Misal, jika ditentukan jumlah iterasi sebanyak H dan *thin* adalah k , maka jumlah

iterasi yang dibangkitkan adalah sebanyak $k \times H$ tetapi iterasi yang digunakan untuk analisis posterior hanya iterasi terakhir dari setiap k iterasi. Ilustrasi dari rantai Markov yang terindikasi belum dan sudah mencapai konvergensi dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Ilustrasi Rantai Markov Indikasi Belum Konvergen (a) dan Sudah Konvergen (b)

Selanjutnya memeriksa konvergensi dengan melihat plot autokorelasi. Jika plot autokorelasi *cut off* pada lag awal maka konvergensi akan cepat tercapai dengan jumlah iterasi yang relatif sedikit. Apabila plot autokorelasi relatif turun lambat maka akan dibutuhkan iterasi yang relatif banyak untuk mencapai konvergensi. Alternatifnya, dapat digunakan nilai *thin* atau lag yang lebih besar seperti pada penjelasan sebelumnya. Ilustrasi plot autokorelasi dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Plot Autokorelasi Indikasi Belum Konvergen (a) dan Konvergen (b)

Kedua, memeriksa konvergensi berdasarkan nilai Monte Carlo *error* (MC *error*). Salah satu metode yang biasa digunakan untuk menghitung nilai MC *error* adalah metode *batch mean* yaitu dengan cara membagi iterasi H kedalam K *batches* dengan jumlah iterasi dalam setiap *batch* adalah $v = \frac{H}{K}$ (Ntzoufras, 2009). Kemudian nilai MC *error* untuk setiap parameter θ dihitung dengan formula sebagai berikut :

$$MCE[G(\theta)] = \sqrt{\frac{1}{K(K-1)} \sum_{b=1}^K (\overline{G(\theta)}_b - \overline{G(\theta)})^2} \quad 2.22$$

dimana $\overline{G(\theta)}_b = \frac{1}{v} \sum_{t=(b-1)v+1}^{bv} G(\theta^{(t)})$ adalah rata-rata batch ke- b untuk parameter θ , dengan $b = 1, 2, \dots, K$ dan $\overline{G(\theta)} = \frac{1}{H} \sum_{t=1}^H G(\theta^{(t)})$ adalah rata-rata seluruh iterasi untuk parameter θ . Nilai MC *error* yang relatif kecil, yaitu kurang dari 5 persen dari standar deviasi posterior sudah menunjukkan kondisi konvergensi (Kery, 2010).

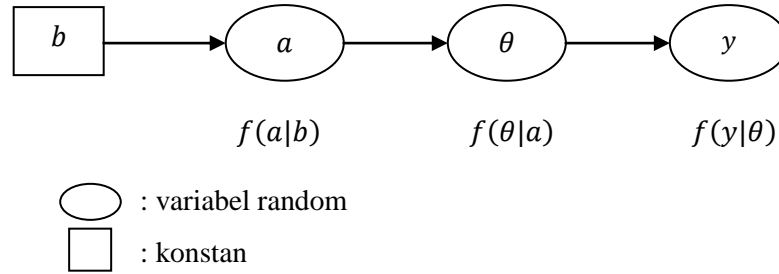
Ketiga, pengujian konvergensi secara formal berdasarkan nilai faktor *scale reduction* atau *R hat* (Gelman dan Rubin, 1992). Syarat untuk melakukan uji konvergensi ini adalah melakukan proses MCMC dengan rantai Markov lebih dari satu dengan jumlah iterasi untuk analisis posterior sebanyak H . Maka uji ini akan menggunakan setengah iterasi terakhir dari sebanyak H iterasi untuk menghitung faktor *scale reduction* dari setiap parameter θ sebagai berikut:

$$\sqrt{\hat{R}} = \sqrt{\left(\frac{H/2 - 1}{H/2} + \frac{q + 1}{q} \frac{B}{W} \right) \frac{df}{df - 2}} \quad 2.23$$

dimana q adalah jumlah rantai Markov, $\frac{B}{H/2}$ adalah varian antar rata-rata dari setiap rantai Markov, W adalah rata-rata varian dalam rantai Markov dan df adalah derajat bebas dari pendekatan distribusi t untuk distribusi posterior dari parameter θ tertentu. Kondisi konvergensi tercapai jika suatu parameter memiliki nilai *R hat* mendekati 1.

2.5.5 Metode *Hierarchical Bayes* (HB)

Pada metode ini, setiap parameter yang akan diestimasi pada model memiliki distribusi *prior*. Sehingga tercipta susunan hirarki pada parameter tersebut. Misalkan, θ adalah parameter yang akan diestimasi dalam model. Maka terlebih dahulu akan ditentukan distribusi *prior* dari θ , yaitu $f(\theta|a)$. Kemudian parameter dari distribusi θ , yaitu a juga memiliki distribusi *prior* yaitu $f(a|b)$. Sehingga parameter θ memiliki struktur hirarki 2 level dimana $f(\theta|a)$ adalah *prior* pada level pertama, $f(a|b)$ adalah *hyperprior* level kedua dan b adalah *hyperparameter*. Gambar 2.4 menunjukkan ilustrasi model dengan hirarki 2 level.



Gambar 2.4. Ilustrasi Model Hirarki 2 level

dengan distribusi *posterior* secara umum sebagai berikut:

$$f(\theta|y) \propto f(y|\theta)f(\theta|a)f(a|b) \quad 2.24$$

Model hirarki dapat digunakan diantaranya untuk model dengan *random effect*, seperti pada model Fay-Herriot dengan parameter *random effect area* u_i pada penerapan SAE (persamaan 2.12). Sebuah karakteristik penting dari model hirarki yaitu, parameter *random effect* untuk setiap grup atau wilayah tertentu akan meminjam kekuatan (*borrow strength*) dari parameter grup atau wilayah lain yang memiliki karakteristik serupa (Ntzoufras, 2009). Hal tersebut sangat bermanfaat pada penerapan SAE, terutama untuk wilayah dengan jumlah sampel yang sangat kecil dimana parameter *random effect* pada wilayah tersebut akan mengurangi ketidakpastian (*shrinkage effects*) dalam model dengan cara meminjam kekuatan dari parameter serupa pada wilayah lain dengan besarnya *shrinkage effects* tergantung besarnya varian dari parameter *random effect* tersebut.

2.5.6 Pengujian Hipotesis

Pengujian hipotesis terhadap parameter hasil estimasi ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon. Menurut Ntzoufras (2009), pengujian hipotesis parameter hasil estimasi pada analisis Bayesian dapat dilakukan dengan mengamati rentang *credible interval posterior*, yaitu nilai pada percentil ke 2,5 persen dan 9,75 persen dari *posterior* jika kita menggunakan $\alpha = 0,05$. Jika *credible interval* posterior tidak mengandung nilai 0 maka variabel prediktor berpengaruh signifikan terhadap variabel respon, Jika mengandung nilai 0 maka variabel prediktor tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2.5.7 Kriteria Kebaikan Model

Apabila terdapat beberapa alternatif model dalam analisis Bayesian maka pemilihan model terbaik, yaitu model yang dapat menjelaskan variabel respon lebih baik dibandingkan model lainnya, dapat dilakukan dengan membandingkan beberapa kriteria dari masing-masing model, antara lain *Deviance Information Criterion* (DIC), koefisien determinasi (R^2 atau *adjusted R²*), *Mean Square Prediction Error* (MSPE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Model yang memiliki nilai DIC terkecil adalah model terbaik. Kriteria ini diperkenalkan oleh Spiegelhalter, Best, Carlin dan van der Linde (2002) dimana terdiri dari dua komponen:

- a. Ukuran kebaikan model yang ditunjukkan oleh nilai posterior mean dari deviance model, yaitu:

$$\overline{D(\boldsymbol{\theta})} = E[D(\boldsymbol{\theta})]$$

atau

$$\overline{D(\boldsymbol{\theta})} = \frac{1}{H} \sum_{t=h+1}^{h+H} D(\boldsymbol{\theta}^{(t)})$$

dimana $D(\boldsymbol{\theta}) = -2\log f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$, dengan $f(\mathbf{y}|\boldsymbol{\theta})$ adalah fungsi likelihood.

- b. Ukuran kompleksitas model yang ditunjukkan oleh nilai banyaknya parameter yang efektif untuk model, yaitu:

$$p_D = \overline{D(\boldsymbol{\theta})} - D(\bar{\boldsymbol{\theta}})$$

dimana $\bar{\theta}$ adalah posterior mean untuk vektor parameter dalam model dan $D(\bar{\theta}) = D\left(\frac{1}{H}\sum_{t=h+1}^{h+H}\theta^{(t)}\right)$ adalah deviance untuk posterior mean dari vektor parameter dalam model.

Sehingga kriteria DIC dirumuskan sebagai berikut,

$$DIC = \overline{D(\theta)} + p_D = 2D(\theta) - D(\bar{\theta}) \quad 2.25$$

Menurut Lawson (2018) kriteria kebaikan model dapat diukur dari *loss function* yang diukur dengan MSPE dan MAPE dengan formula sebagai berikut:

$$MSPE = \frac{1}{(m \times H)} \sum_i^m \sum_{t=h+1}^{h+H} (y_i - \hat{y}_{it})^2 \quad 2.26$$

dan

$$MAPE = \frac{1}{(m \times H)} \sum_i^m \sum_{t=h+1}^{h+H} |y_i - \hat{y}_{it}| \quad 2.27$$

dimana y_i adalah nilai variabel respon ke- i dan \hat{y}_{it} adalah hasil estimasi respon ke- i iterasi ke- t . Selain itu, kriteria lain untuk mengukur *loss function* adalah RMSE dengan formula sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad 2.28$$

Koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk mengukur seberapa sesuai (*goodness of fit*) hasil estimasi variabel respon dengan nilai aktualnya. Nilai R^2 berkisar antara 0 sampai 1. Semakin mendekati 1 maka semakin besar proporsi keragaman dari variabel respon yang dapat dijelaskan oleh model, begitu juga sebaliknya. Formula R^2 adalah sebagai berikut

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad 2.29$$

dengan $SSR = \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - \bar{y})^2$, $SSE = \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2$ dan $SST = \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2$. Untuk menghilangkan pengaruh penambahan variabel prediktor pada model maka digunakan *adjusted R^2* dengan formula sebagai berikut

$$R^2 = 1 - \frac{MSE}{MST} \quad 2.30$$

dengan $MSE = \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-(p+1)}$ dan $MST = \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}{n-1}$, p adalah jumlah variabel prediktor dalam model.

2.6 SAE dengan Metode HB

Dalam penerapan SAE dengan metode HB, yang perlu dilakukan pertama kali adalah pemilihan model yang digunakan, apakah berbasis area atau berbasis unit, kemudian dilanjutkan dengan penentuan spesifikasi model. Apabila model yang digunakan adalah Model berbasis area, yaitu model Fay-Herriot, maka persamaannya adalah:

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i + \varepsilon_i$$

seperti pada persamaan (2.12) dengan asumsi nilai $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ dan σ_u^2 tidak diketahui. Pertama akan ditentukan terlebih dahulu parameter yang akan diestimasi pada model, yaitu $\boldsymbol{\beta}$, $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ dan σ_u^2 . Kemudian menentukan distribusi *prior* dari masing-masing parameter tersebut. Parameter $\beta_k \sim N(\mu_{\beta_k}, \tau_{\beta_k}^{-1})$, $k = 0, 1, 2, \dots, p$, dimana $\tau_{\beta_k} = \frac{1}{\sigma_{\beta_k}^2}$ adalah parameter presisi. Untuk parameter $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ dan σ_u^2 kita akan melakukan transformasi menjadi parameter presisi, yaitu $\tau_{\varepsilon_i} = \frac{1}{\sigma_{\varepsilon_i}^2}$ dan $\tau_u = \frac{1}{\sigma_u^2}$, dengan distribusi *prior* $\tau_{\varepsilon_i} \sim G(a_\varepsilon, b_\varepsilon)$ dan $\tau_u \sim G(a_u, b_u)$ dimana kita akan memilih nilai yang cukup kecil untuk nilai parameter pada *prior* tersebut, misal $a_\varepsilon = b_\varepsilon = a_u = b_u = 0,01$, untuk mendapatkan nilai $E(\tau_{\varepsilon_i}) = 1$, $V(\tau_{\varepsilon_i}) = 100$ dan $E(\tau_u) = 1$, $V(\tau_u) = 100$ (Ntzoufras, 2009).

Berdasarkan spesifikasi model diatas kita dapat menuliskannya dalam model HB berikut:

- (i). $\hat{\theta}_i | \boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i} \sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i, \tau_{\varepsilon_i}^{-1}); i = 1, 2, \dots, m$
- (ii). $u_i | \tau_u \sim N(\mu_u, \tau_u^{-1})$
- (iii). $\beta_k \sim N(\mu_{\beta_k}, \tau_{\beta_k}^{-1})$
- (iv). $\tau_{\varepsilon_i} \sim G(a_\varepsilon, b_\varepsilon)$
- (v). $\tau_u \sim G(a_u, b_u)$

Dimana model HB diatas memiliki sedikit perbedaan dengan model HB yang digunakan oleh Rao (2003), yaitu prior yang digunakan untuk parameter β_k adalah berupa *flat prior*, $f(\beta_k) \propto 1$.

Apabila model yang digunakan adalah model berbasis unit, yaitu

$$\hat{\theta}_{ij} = \mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + u_i + \varepsilon_{ij}$$

maka model HB menurut Rao (2003) adalah sebagai berikut :

- (i). $\hat{\theta}_{ij} | \boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_\varepsilon \sim N(\mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + u_i, \tau_\varepsilon^{-1}); i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n_i$
- (ii). $u_i | \tau_u \sim N(\mu_u, \tau_u^{-1})$
- (iii). $f(\beta_k) \propto 1$
- (iv). $\tau_{\varepsilon_i} \sim G(a_\varepsilon, b_\varepsilon)$
- (v). $\tau_u \sim G(a_u, b_u)$

Molina, Nandram dan Rao (2014) serta You & Zhou (2011) memberikan spesifikasi yang berbeda pada sampling error, yaitu $\varepsilon_{ij} \sim N\left(0, \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\omega_{ij}}\right)$, dimana ω_{ij} adalah sebuah penimbang heteroskedastisitas (*heteroscedasticity weight*) yang diketahui nilainya. Sehingga model HB pada point (i) diatas berubah menjadi $\hat{\theta}_{ij} | \boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_\varepsilon \sim N\left(\mathbf{x}_{ij}^T \boldsymbol{\beta} + u_i, \frac{\tau_\varepsilon^{-1}}{\omega_{ij}}\right)$.

Setelah spesifikasi model HB sudah ditentukan maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi dengan metode MCMC. Untuk dapat menerapkan metode MCMC dengan teknik *Gibbs Sampling* maka harus ditentukan *full conditional* dari setiap parameter $\boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i}$ dan τ_u dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Mendapatkan distribusi bersama (*joint distribution*) dari $\hat{\theta}_i, \boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i}$ dan τ_u , $f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u)$.
2. Mendapatkan distribusi *posterior* bersama (*joint posterior distribution*) dari $\boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i}$ dan τ_u , dengan formula:

$$f(\boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u | \hat{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u)}{\int \dots \int f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u) d\boldsymbol{\beta} du d\boldsymbol{\tau}_\varepsilon d\tau_u} \quad 2.31$$

3. Misal, *full conditional* untuk $\boldsymbol{\beta}$ jika parameter yang lain nilainya diketahui diperoleh dengan cara berikut,

$$\begin{aligned}
f(\boldsymbol{\beta}|\mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u) &= \frac{f(\boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u|\hat{\boldsymbol{\theta}})}{f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u|\hat{\boldsymbol{\theta}})} \\
&= \frac{f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u)}{f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u)} \\
&\propto f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u)
\end{aligned} \tag{2.32}$$

4. Menurut Gilks (1996), proporsional (\propto) berlaku karena penyebut pada persamaan (2.32) tidak mengandung nilai $\boldsymbol{\beta}$. Sehingga *full conditional* dari $\boldsymbol{\beta}$ didapatkan dengan cara hanya mengambil bagian dari $f(\hat{\boldsymbol{\theta}}, \boldsymbol{\beta}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \tau_u)$ yang mengandung parameter $\boldsymbol{\beta}$ saja. Setelah itu dilanjutkan dengan mencari *full conditional* parameter lainnya.
5. Selanjutnya akan dilakukan metode MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling* untuk membangkitkan variabel random dari distribusi *full conditional*. Sehingga dihasilkan sebanyak set parameter $\boldsymbol{\beta}^{(t)}, \mathbf{u}^{(t)}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon^{(t)}, \tau_u^{(t)}$, $t = h + 1, h + 2, \dots, h + H$. Nilai $\boldsymbol{\beta}^{(t)}$ dan $\mathbf{u}^{(t)}$ dapat langsung digunakan untuk menghitung nilai $\hat{\theta}_i^{(t)} = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}^{(t)} + u_i^{(t)}$. Sehingga estimator HB untuk *mean* dan varian sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_i^{HB} = \frac{1}{H} \sum_{t=h+1}^{h+H} \hat{\theta}_i^{(t)} \tag{2.33}$$

dan

$$V(\hat{\theta}_i) = \frac{1}{H-1} \sum_{t=h+1}^{h+H} (\hat{\theta}_i^{(t)} - \hat{\theta}_i^{HB})^2 \tag{2.34}$$

2.7 SAE dengan Metode Bivariat HB

Apabila terdapat dua variabel respon $\hat{\theta}_i$, yaitu $\hat{\theta}_{i1}$ dan $\hat{\theta}_{i2}$ maka model Fay-Herriot (FH) pada persamaan (2.12) dapat dikembangkan menjadi model bivariat (Rao, 2003) dan (Janicki, 2011) sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_{il} = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_l + u_{il} + \varepsilon_{il} \tag{2.35}$$

untuk $l = 1, 2$ adalah jumlah variabel respon. Jika disajikan dalam bentuk matrik untuk observasi ke- i , maka

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i + \varepsilon_i$$

Dalam bentuk matrik lengkapnya untuk seluruh m observasi adalah

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{X}^T \mathbf{B} + \mathbf{u} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta}_{11} & \hat{\theta}_{12} \\ \hat{\theta}_{21} & \hat{\theta}_{22} \\ \vdots & \vdots \\ \hat{\theta}_{m1} & \hat{\theta}_{m2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{m1} & \cdots & x_{mp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{10} & \beta_{20} \\ \beta_{11} & \beta_{21} \\ \vdots & \vdots \\ \beta_{1p} & \beta_{2p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \\ \vdots & \vdots \\ u_{m1} & u_{m2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} \\ \varepsilon_{21} & \varepsilon_{22} \\ \vdots & \vdots \\ \varepsilon_{m1} & \varepsilon_{m2} \end{bmatrix}$$

dimana $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, \mathbf{u} dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah matrik berukuran $(m \times 2)$, \mathbf{X} berukuran $(m \times (p + 1))$ serta \mathbf{B} berukuran $((p + 1) \times 2)$ dengan $\varepsilon_i \sim N_2(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{\varepsilon_i})$, $\mathbf{u}_i \sim N_2(\boldsymbol{\mu}_u, \boldsymbol{\Sigma}_u)$, $\boldsymbol{\Sigma}_{\varepsilon_i}$ dan $\boldsymbol{\Sigma}_u$ matrik varian covarian dengan ukuran (2×2) .

Seperti pada metode HB sebelumnya, prior parameter $\beta_{1k} \sim N(\mu_{\beta_{1k}}, \tau_{\beta_{1k}}^{-1})$ dan $\beta_{2k} \sim N(\mu_{\beta_{2k}}, \tau_{\beta_{2k}}^{-1})$, $k = 0, 1, 2, \dots, p$, dengan asumsi bahwa antara β_{1k} dan β_{2k} , saling bebas, untuk $k = k'$ dan $k \neq k'$. Distribusi prior $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} = \boldsymbol{\Sigma}_{\varepsilon_i}^{-1} \sim W(\mathbf{R}_{\varepsilon}, v_{\varepsilon})$ dan $\boldsymbol{\tau}_u = \boldsymbol{\Sigma}_u^{-1} \sim W(\mathbf{R}_u, v_u)$, dimana \mathbf{R}_{ε} dan \mathbf{R}_u adalah matrik skala simetris dan definit positif dengan ukuran (2×2) serta v_{ε} dan v_u adalah derajat bebas. Fungsi distribusi peluang (*probability density function*) Wishart untuk $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}$ dan $\boldsymbol{\tau}_u$ sebagai berikut:

$$f(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} | \mathbf{R}_{\varepsilon}, v_{\varepsilon}) = \frac{|\mathbf{R}_{\varepsilon}|^{\frac{v_{\varepsilon}}{2}} |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{(v_{\varepsilon}-2-1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \mathbf{R}_{\varepsilon})}}{2^{\frac{2v_{\varepsilon}}{2}} \Gamma_2 \left[\frac{v_{\varepsilon}}{2} \right]}$$

dan

$$f(\boldsymbol{\tau}_u | \mathbf{R}_u, v_u) = \frac{|\mathbf{R}_u|^{\frac{v_u}{2}} |\boldsymbol{\tau}_u|^{(v_u-2-1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_u \mathbf{R}_u)}}{2^{\frac{2v_u}{2}} \Gamma_2 \left[\frac{v_u}{2} \right]}$$

Berdasarkan spesifikasi model diatas kita dapat menuliskannya dalam model bivariat HB berikut:

- (i). $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i | \mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \sim N_2(\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}^{-1}); i = 1, 2, \dots, m$
- (ii). $\mathbf{u}_i | \boldsymbol{\tau}_u \sim N_2(\boldsymbol{\mu}_u, \boldsymbol{\tau}_u^{-1})$
- (iii). $\beta_{1k} \sim N(\mu_{\beta_{1k}}, \tau_{\beta_{1k}}^{-1})$ dan $\beta_{2k} \sim N(\mu_{\beta_{2k}}, \tau_{\beta_{2k}}^{-1})$
- (iv). $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \sim W(\mathbf{R}_{\varepsilon}, v_{\varepsilon})$
- (v). $\boldsymbol{\tau}_u \sim W(\mathbf{R}_u, v_u)$

Model diatas memberikan spesifikasi adanya korelasi antar sampling error $(\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2})$ dan random effect area (u_{i1}, u_{i2}) . Sehingga matrik varian covarian Σ_{ε_i} dan Σ_u bukan merupakan matrik diagonal. Penelitian oleh Liu dan Zhu (2017) menggunakan spesifikasi yang sama tetapi menggunakan *flat prior* untuk β_{10} dan β_{20} . Spesifikasi yang sama juga diberikan oleh Porter, Holan dan Wikle (2015) tetapi menggunakan pendekatan *Semiparametric Hierarchical Empirical Likelihood* (SHEL) pada proses estimasi.

Benavent dan Morales (2016) memberikan spesifikasi yang berbeda dengan mengasumsikan kedua matrik varian covarian, Σ_{ε_i} dan Σ_u , merupakan matrik diagonal serta matrik varian covarian Σ_u saja yang merupakan matrik diagonal dengan metode estimasi yang digunakan adalah *Residual Maximum Likelihood* (REML). Selain itu, penelitian oleh Porter, Wikle dan Holan (2015) juga menggunakan spesifikasi yang berbeda untuk model multivariat FH dengan metode HB, dimana vektor random effect area u_i diasumsikan saling berkorelasi dengan random effect area lainnya u_j , dimana $i \neq j$. Matrik varian covarian random effect area yang digunakan pada penelitian tersebut diadopsi dari penelitian Datta, Day dan Maiti (1998), yaitu $\Sigma_u = I_m \otimes \Sigma_{IW}$, dimana Σ_{IW} matrik varian covarian berdimensi $(l \times l)$ dengan prior berdistribusi Inverse Wishart. Arima, Bell, Datta, Franco dan Liseo (2017) menggunakan prior dengan distribusi uniform untuk parameter β_{1k} dan β_{2k} serta prior dengan distribusi $f(\Sigma_u) \propto |\Sigma_u|^{-\frac{\alpha}{2}} |A + \Sigma_u|^{-\frac{\tau}{2}}$, dengan A adalah matrik positif definit berukuran $(l \times l)$ yang telah ditentukan serta nilai skalar α dan τ yang dapat ditentukan untuk memodifikasi distribusi prior Σ_u tersebut.

Penggunaan model FH dapat dikembangkan berdasarkan distribusi data dari variabel respon. Beberapa penelitian menggunakan model multivariat FH dengan variabel respon mengikuti distribusi selain normal, disebut sebagai *Generalized Linear Mixed Model* (GLMM), antara lain Franco dan Bell (2013) yang menggunakan model bivariat binomial atau logit-normal untuk estimasi jumlah anak miskin usia 5-17 tahun pada tahun 2011 dan angka yang sama selama 5 tahun sebelumnya dengan metode Maximum Likelihood (ML) dengan spesifikasi model sebagai berikut:

$$y_{il}|p_{il}, n_i \sim \text{Bin}(n_i, p_{il}), i = 1, 2, \dots, m \text{ dan } l = 1, 2$$

$$\ln \left[\frac{p_{il}}{1-p_{il}} \right] = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_l + u_{il}$$

dengan $\mathbf{u}_i = \begin{bmatrix} u_{i1} \\ u_{i2} \end{bmatrix} \sim N_2(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_u)$. Selanjutnya, penelitian oleh Souza dan Moura (2016) menggunakan model bivariat beta untuk estimasi proporsi jawaban benar pada soal bahasa portugis dan matematika pada beberapa sekolah dengan metode HB dengan spesifikasi model sebagai berikut:

$$\mathbf{y}_{ij} \sim \text{Beta}_2(\boldsymbol{\mu}_{ij}, \boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta}), i = 1, 2, \dots, m \text{ dan } j = 1, 2, \dots, n_i$$

$$g(\mu_{ijl}) = \mathbf{x}_{ij}^T (\boldsymbol{\beta}_l + \mathbf{u}_{il}), l = 1, 2$$

dengan $\text{Beta}_2(\boldsymbol{\mu}_{ij}, \boldsymbol{\phi}, \boldsymbol{\theta})$ adalah distribusi bivariat beta yang dibentuk dengan fungsi Copula dengan parameter $\boldsymbol{\theta}$, $g(\mu_{ijl})$ adalah *link function* dan $\mathbf{u}_{il} = [u_{il1} \ u_{il2} \ \dots \ u_{ilp}]^T$ adalah vektor random effect area ke- i untuk variabel respon ke- l .

Selanjutnya akan diterapkan metode MCMC dengan teknik *Gibbs Sampling* dengan terlebih dahulu menentukan *full conditional* dari setiap parameter $\mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}$ dan $\boldsymbol{\tau}_u$ dengan langkah-langkah seperti pada sub bab 2.6.

2.8 Konsep Kemiskinan

Kemiskinan menurut Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (Bappenas, 2014) adalah suatu kondisi dimana seseorang, baik laki-laki maupun perempuan, tidak mampu memenuhi hak-hak dasarnya untuk mempertahankan dan mengembangkan kehidupan yang bermartabat, antara lain terpenuhinya kebutuhan pangan, kesehatan, pendidikan, pekerjaan, perumahan, air bersih, pertanahan, sumber daya alam dan lingkungan hidup, rasa aman dari perlakuan atau ancaman tindak kekerasan dan hak untuk berpartisipasi dalam kegiatan sosial politik.

Sedangkan menurut BPS (2016) kemiskinan dapat dibedakan menjadi kemiskinan relatif dan kemiskinan absolut. Dimana pada kemiskinan relatif, standar penilaian kehidupan penduduk ditentukan dan ditetapkan secara subyektif oleh masyarakat setempat dan bersifat lokal sehingga mereka yang berada di bawah standar tersebut dikategorikan sebagai miskin secara relatif. Sedangkan kemiskinan secara absolut menyatakan standar penilaian kehidupan minimum

yang dibutuhkan untuk memenuhi kebutuhan dasar yang diperlukan baik makanan dan non makanan yang biasanya ditunjukkan oleh garis kemiskinan dimana disebut sebagai penduduk miskin apabila pengeluaran per kapita per bulannya berada di bawah garis kemiskinan.

Terdapat beberapa kriteria yang digunakan untuk menentukan suatu penduduk dalam kategori miskin atau tidak, antara lain :

1. Pendekatan kebutuhan dasar (makro). Penentuan suatu penduduk dalam kategori miskin atau tidak dipengaruhi oleh konsumsi komponen kebutuhan dasar dan garis kemiskinan (GK). Pendekatan ini digunakan oleh BPS untuk menghitung angka kemiskinan dengan komponen kebutuhan dasar yang digunakan terdiri dari kebutuhan makanan dan bukan makanan yang disusun menurut daerah perkotaan dan perdesaan dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas). Dengan pendekatan ini kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran, yang kemudian batasan dari sisi pengeluaran inilah disebut sebagai Garis Kemiskinan (GK). Penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan di bawah garis kemiskinan. Garis kemiskinan tersebut biasanya disajikan menurut wilayah Perkotaan dan Perdesaan serta menurut jenisnya yaitu Makanan dan Non makanan.
2. Pendekatan non moneter. Pendekatan ini dilakukan karena pengukuran dengan pendekatan kebutuhan dasar tidak dapat digunakan untuk mengidentifikasi individu penduduk atau rumah tangga miskin di lapangan. Dari pendekatan ini diperoleh karakteristik-karakteristik penduduk atau rumah tangga yang masuk katregori miskin. Untuk mendapatkan karakteristik tersebut pada tahun 2000, BPS telah melakukan Studi Penentuan Kriteria Penduduk Miskin (SPKPM 2000) dimana diperoleh 8 variabel yang layak sebagai penentu rumah tangga miskin, yaitu : luas lantai per kapita, jenis lantai, ketersediaan air bersih, jenis jamban, kepemilikan aset, pendapatan total per bulan, pengeluaran makanan dan konsumsi lauk pauk (daging, ikan, telur, ayam).

3. Pendekatan Bank Dunia (*World Bank*). Pendekatan ini digunakan untuk membandingkan angka kemiskinan antar negara dengan menggunakan garis kemiskinan yang dikeluarkan oleh Bank Dunia. Dimana garis kemiskinan tersebut diperoleh dari rata-rata garis kemiskinan 15 negara termiskin dari 75 negara belum dan sedang berkembang di dunia. Garis kemiskinan Bank Dunia ini disajikan dengan satuan yaitu kesetaraan daya beli (*Purchasing Power Parity*) per hari dengan nilai tukar USD. Saat ini besarnya garis kemiskinan Bank Dunia adalah 1,25 USD per kapita per hari. Artinya jika ada penduduk suatu negara yang memiliki pengeluaran per hari dalam nilai mata uang domestik jika dikonversikan ke USD kurang dari 1,25 USD maka masuk dalam kategori penduduk miskin.

Pada pelaksanaan Susenas 2014, data konsumsi atau pengeluaran rumah tangga yang dikumpulkan terdiri dua kelompok, yaitu konsumsi makanan dan bukan makanan. Konsumsi pengeluaran makanan sebanyak 215 komoditas dicatat baik banyaknya maupun nilainya selama seminggu terakhir. Sedangkan konsumsi non makanan selama tiga bulan terakhir dicatat hanya nilainya saja kecuali untuk beberapa jenis pengeluaran tertentu, seperti penggunaan listrik, air, gas dan bahan bakar minyak. Sehingga diperoleh pengeluaran per kapita per bulan yang kemudian akan dibandingkan dengan Garis Kemiskinan (GK). Jika nilainya dibawah Garis Kemiskinan maka penduduk tersebut dikategorikan sebagai penduduk miskin.

Garis Kemiskinan (GK) merupakan penjumlahan dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM). Garis Kemiskinan Makanan (GKM) menunjukkan nilai pengeluaran kebutuhan minimum makanan yang disetarakan dengan 2100 kilokalori perkapita perhari. Sedangkan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM) menunjukkan kebutuhan minimum untuk perumahan, sandang, pendidikan dan kesehatan.

2.9 Kajian Faktor-faktor yang Berpengaruh terhadap Kemiskinan

United Nation Developmnet Programme (UNDP) (2016) menyatakan bahwa seseorang dikategorikan miskin jika memiliki pengeluaran kurang dari

US\$ 1.9 per hari. Akan tetapi fakta tersebut tidak memberikan informasi faktor-faktor apa yang menyebabkan seseorang masuk dalam kategori miskin. Oleh karena itu UNDP menggunakan indeks yang diadopsi dari Alkire dan Santos (2010) untuk mengukur kemiskinan multidimensional, yaitu Indeks Kemiskinan Multidimensional/*Multidimensional Poverty Index* (MPI). Dimana terdapat tiga dimensi dan 10 indikator yang berperan dalam menentukan nilai MPI. Pertama, dimensi kesehatan yang diukur dari indikator kekurangan gizi dan kematian anak; dimensi pendidikan diukur dari lama sekolah (*years of schooling*) dan akses terhadap pendidikan (*attendance of school*); dimensi standar hidup dengan indikator akses terhadap fasilitas listrik, air bersih, sanitasi, bahan bakar memasak selain kayu bakar dan arang, lantai rumah yang layak tidak berupa tanah atau pasir, kepemilikan aset untuk informasi, transportasi dan keperluan rumah tangga.

Fakta lain yang diperoleh dari penelitian UNDP diatas, bahwa kemiskinan sangat erat kaitannya dengan kondisi perdesaan, karena sebanyak 70 persen paling miskin tinggal di wilayah perdesaan dan 60 persen bekerja di sektor lapangan usaha pertanian. Selain itu kemiskinan juga identik dengan penduduk perempuan, penduduk penyandang disabilitas, anak-anak dan etnis minoritas meskipun tidak terwakili secara proporsional di daerah miskin. Menurut *World Bank Institute* (2002), kemiskinan memiliki karakteristik tertentu yang melekat pada individu atau rumah tangga dan wilayah. Karakteristik kemiskinan yang melekat pada individu atau rumah tangga yaitu:

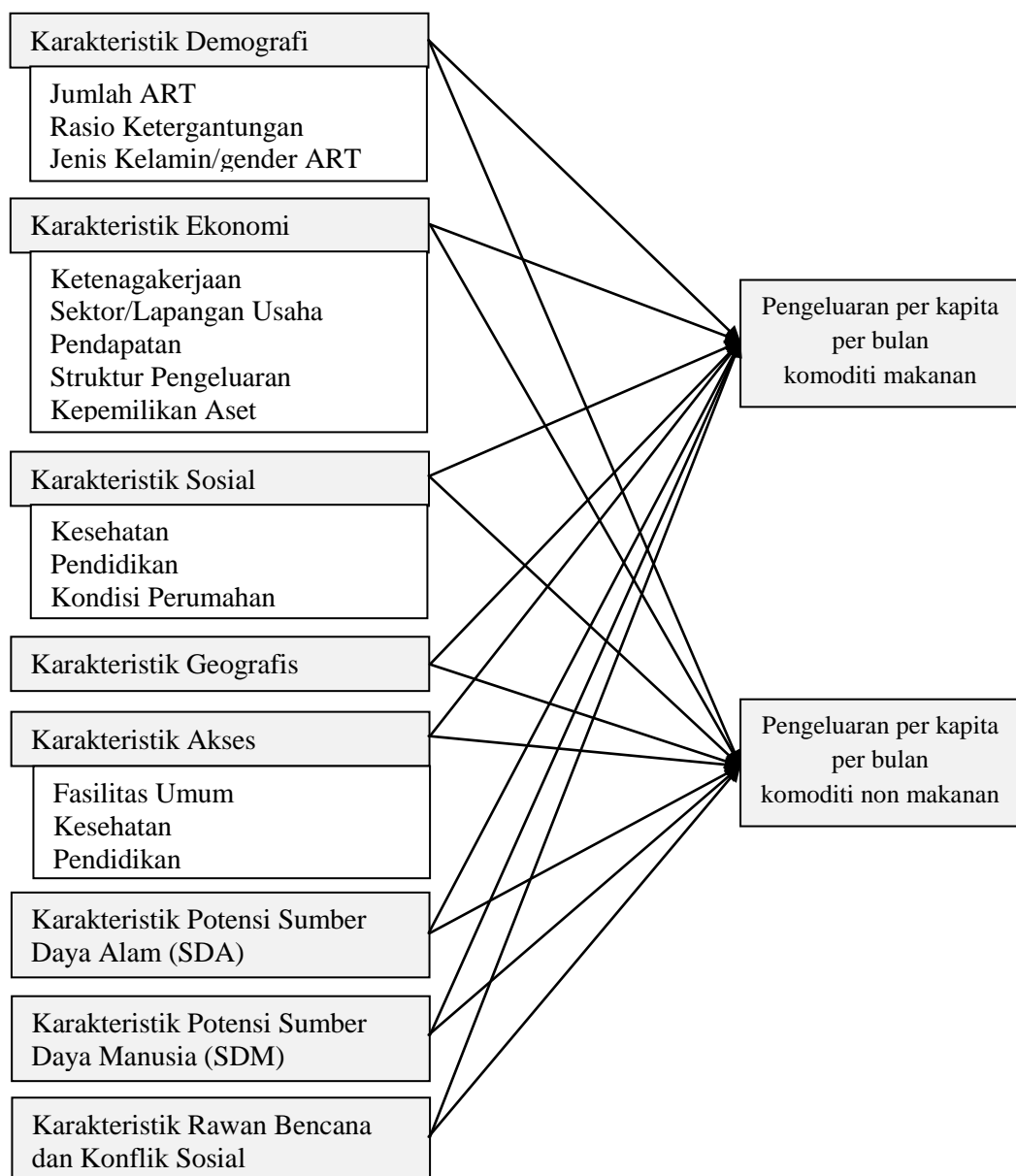
1. Karakteristik demografi, meliputi ukuran atau jumlah anggota rumah tangga, rasio ketergantungan anggota rumah tangga bukan angkatan kerja terhadap anggota rumah tangga angkatan kerja serta jenis kelamin kepala rumah tangga perempuan.
2. Karakteristik ekonomi, meliputi aspek ketenagakerjaan, pendapatan, struktur pengeluaran dan kepemilikan aset oleh individu atau rumah tangga.
3. Karakteristik sosial, meliputi aspek kesehatan, pendidikan dan kondisi perumahan yang dapat mencirikan kemiskinan.

Karakteristik kemiskinan yang melekat pada suatu wilayah tertentu yaitu:

1. Secara geografis terpencil.
2. Memiliki potensi sumber daya alam yang kurang.

3. Memiliki potensi sumber daya manusia, yaitu tingkat pendidikan, pengetahuan dan ketrampilan, yang relatif rendah.
4. Kurangnya fasilitas komunikasi, transportasi, kesehatan, pendidikan dan pelayanan dasar lainnya.
5. Rawan bencana dan konflik sosial.

Berdasarkan kajian terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan dan pendidikan diatas maka dapat dibentuk kerangka pikir yang disajikan pada **Gambar 2.5**.



Gambar 2.5. Kerangka Pikir Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data pada penelitian ini bersumber dari BPS Provinsi Bali, yaitu data Susenas 2014 (data gabungan untuk estimasi level kabupaten/kota) dan Podes 2014. Adapun dalam proses pengolahan data, *software* yang digunakan adalah WinBUGS, dan RStudio dengan *package* R2WinBUGS. Sedangkan untuk visualisasi data dengan peta digital menggunakan *software* ArcView GIS.

Data Podes merupakan sumber data tematik berbasis wilayah yang mampu menggambarkan potensi yang dimiliki oleh suatu wilayah sampai setingkat desa/kelurahan di seluruh wilayah Indonesia (BPS, 2014). Data Podes diperoleh dengan cara wawancara yang dilakukan oleh petugas pencacah terhadap narasumber pada tingkat desa/kelurahan, kecamatan dan kabupaten/kota. Narasumber Podes meliputi kepala desa/lurah, sekretaris desa/kelurahan dan kaur/kasi di tingkat desa/kelurahan, aparatur kecamatan dan narasumber lain seperti petugas puskesmas terkait dan ranting dinas di tingkat kecamatan serta aparatur di kantor bupati/walikota dan dinas-dinas terkait di tingkat kabupaten/kota.

Dalam rangka mendapatkan data Podes yang valid, petugas pencacah wajib memeriksa kewajaran isian dan melakukan kunjungan ulang jika diperlukan. Selain itu, petugas pencacah juga wajib melakukan klarifikasi dengan narasumber utama di pemerintahan desa/kelurahan, kecamatan dan kabupaten/kota apabila data yang diperoleh berasal dari informasi narasumber lain. Kemudian dilakukan persetujuan/kesepakatan dan legalisasi dengan pemerintah desa/kelurahan, kecamatan dan kabupaten/kota bahwa data final tersebut dipakai sebagai data Podes yang menggambarkan kondisi riil wilayah terkait. Setiap pencacah diawasi langsung dilapangan dan data hasil wawancara diperiksa kelengkapannya, konsistensinya dan kewajarannya dibandingkan dengan data Podes sebelumnya oleh petugas pengawas. Setelah itu akan dilakukan proses kompilasi, pemeriksaan konsistensi, tabulasi dan validasi data hasil wawancara secara bertahap di BPS kabupaten/kota. Jika data dinyatakan tidak

lolos validasi maka BPS kabupaten/kota akan menghubungi pengawas dan petugas pencacah untuk melakukan konfirmasi ulang. Data yang dinyatakan valid di BPS kabupaten/kota kemudian akan dikirimkan ke BPS provinsi untuk dilakukan proses validasi yang sama.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel respon dan prediktor berupa karakteristik-karakteristik yang berkaitan dengan nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan non makanan di setiap kecamatan. Dimana pemilihan variabel prediktor tersebut berdasar pada kerangka penelitian yang dijelaskan pada sub Bab 2.9.

3.2.1 Variabel Respon

Terdapat dua variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi non makanan di setiap kecamatan di Provinsi Bali. Kedua variabel tersebut diperoleh dengan cara melakukan estimasi secara langsung (*direct estimate*) untuk setiap kecamatan dari *raw data* Susenas 2014. Tata cara estimasi langsung dijelaskan lebih lanjut pada sub Bab 3.4.

3.2.2 Variabel Prediktor

Variabel prediktor diperoleh dari Podes 2014 dan pemilihannya berdasar pada kerangka penelitian yang dijelaskan pada sub Bab 2.9. Keterangan setiap variabel prediktor disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Variabel Prediktor yang Digunakan dalam Penelitian

Var.	Variabel
(1)	(2)
X_1	Variabel <i>dummy</i> topografi utama kecamatan berupa : 0 – Dataran 1 – Lembah dan Lereng/Puncak
X_2	Rata-rata jumlah Anggota Rumah Tangga (ART)
X_3	Proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian

Var.	Variabel
(1)	(2)
X_4	Proporsi keluarga pengguna listrik
X_5	Proporsi keluarga di permukiman kumuh
X_6	Rasio SD/MI per 1000 penduduk
X_7	Rasio SMP/MTs per 1000 penduduk
X_8	Rasio tenaga kesehatan per 1000 penduduk
X_9	Proporsi warga penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir
X_{10}	Proporsi warga penerima kartu Jaminan Kesehatan
X_{11}	Rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan desa/kelurahan pada suatu kecamatan tertentu per 1000 penduduk
X_{12}	Proporsi penyandang cacat
X_{13}	Rasio industri mikro dan kecil per 1000 penduduk

Definisi operasional dari variabel penelitian diatas adalah sebagai berikut:

1. **Topografi utama pada suatu kecamatan** adalah topografi yang paling banyak dimiliki oleh desa/kelurahan yang berada di kecamatan tersebut.
Dataran adalah bagian atau sisi bidang tanah yang tampak datar, rata dan membentang.
Lembah adalah daerah rendah yang terletak di antara dua pegunungan/gunung atau daerah yang mempunyai kedudukan lebih rendah dibandingkan daerah sekitarnya.
Lereng adalah bagian dari gunung/bukit yang terletak di antara puncak sampai lembah, juga mencakup punggung bukit dan puncak.
2. **Rata-rata jumlah ART** adalah jumlah anggota rumah tangga dalam suatu kecamatan dibagi dengan jumlah rumah tangga di kecamatan bersangkutan. Anggota rumah tangga adalah orang yang biasanya bertempat tinggal di suatu rumah tangga baik yang berada di rumah tangga maupun yang sementara tidak ada pada waktu pendataan. Orang yang telah tinggal dalam rumah tangga selama 6 bulan atau lebih, atau yang tinggal kurang dari 6 bulan tetapi berniat menetap/berencana tinggal selama 6 bulan atau lebih dianggap sebagai anggota rumah tangga. Sebaliknya anggota rumah tangga yang telah bepergian 6 bulan atau lebih, dan anggota rumah tangga yang bepergian

kurang dari 6 bulan tetapi dengan tujuan pindah/akan meninggalkan rumah 6 bulan atau lebih, tidak dianggap sebagai anggota rumah tangga.

3. **Proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian** adalah jumlah desa dengan sumber penghasilan utama dari sebagian besar penduduknya berasal dari sektor/lapangan usaha pertanian dibagi dengan jumlah desa yang berada pada kecamatan tertentu. Sektor pertanian meliputi tanaman pangan, hortikultura, perkebunan, peternakan, perikanan, kehutanan dan jasa pertanian.
4. **Proporsi keluarga pengguna listrik** adalah jumlah keluarga pengguna listrik baik listrik dari PLN maupun Non-PLN (swadaya atau perseorangan) dibagi jumlah total keluarga yang berada pada kecamatan tertentu.
5. **Proporsi keluarga yang tinggal di permukiman kumuh** adalah jumlah keluarga yang berada permukiman dengan bangunan yang padat penduduk, tidak layak huni dan memiliki sanitasi lingkungan yang buruk dibagi dengan jumlah total keluarga yang berada pada kecamatan tertentu. Permukiman kumuh biasanya berada di lokasi marjinal (tidak boleh dijadikan sebagai tempat tinggal) seperti bantaran sungai, aliran drainase, dibawah jembatan, pasar dan pinggiran rel kereta api.
6. **Rasio SD/MI per 1000 penduduk** adalah jumlah Sekolah Dasar/ sederajat baik negeri maupun swasta pada kecamatan tertentu per 1000 penduduk.
7. **Rasio SMP/MTs per 1000 penduduk** adalah jumlah Sekolah Menengah Pertama/ sederajat baik negeri maupun swasta pada kecamatan tertentu per 1000 penduduk.
8. **Rasio tenaga kesehatan per 1000 penduduk** adalah jumlah tenaga kesehatan, terdiri dari dokter umum, dokter spesialis, dokter gigi, bidan, perawat dan tenaga kesehatan lainnya seperti apoteker, tenaga kesehatan masyarakat tenaga gizi, dll, pada kecamatan tertentu per 1000 penduduk.
9. **Proporsi warga penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir** adalah jumlah warga dengan keadaan kekurangan konsumsi gizi yang disebabkan karena rendahnya konsumsi protein dalam makanan sehari-hari yang ditandai dengan berat dan tinggi badan tidak sesuai umur atau dibawah rata-rata pada

kecamatan tertentu selama 3 tahun terakhir dibagi dengan jumlah penduduk 3 tahun terakhir.

10. **Proporsi warga penerima kartu Jaminan Kesehatan** adalah jumlah penduduk yang menerima kartu program pelayanan kesehatan gratis bagi masyarakat miskin oleh pemerintah pusat (JAMKESMAS) atau pemerintah daerah (JAMKESDA) dibagi dengan jumlah penduduk.
11. **Rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan oleh desa/kelurahan per 1000 penduduk** adalah jumlah surat keterangan yang diberikan oleh kepala desa/lurah kepada penduduk miskin untuk keperluan tertentu pada suatu kecamatan per 1000 penduduk.
12. **Proporsi penyandang cacat** adalah jumlah penduduk yang mengalami kecacatan sehingga terganggu/terhambat dalam melakukan suatu kegiatan sebagaimana layaknya, terdiri dari tunanetra (buta), tunarungu (tuli), tunawicara (bisu), tunadaksa (cacat tubuh), tunagrahita (cacat mental), tunalaras (eks sakit jiwa) dan cacat eks sakit kusta, dibagi dengan jumlah penduduk.
13. **Rasio industri mikro dan kecil per 1000 penduduk** adalah jumlah industri pengolahan, yaitu suatu kegiatan ekonomi yang melakukan kegiatan mengubah bahan mentah menjadi barang setengah jadi/jadi atau mengubah barang yang kurang nilainya menjadi barang yang lebih tinggi nilainya, baik skala mikro (tenaga kerja 1-4 orang) maupun kecil (tenaga kerja 5-19 orang) pada kecamatan tertentu per 1000 penduduk.

3.3 Struktur Data

Adapun struktur data pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3.2 berikut.

Tabel 3.2. Struktur Data Penelitian

Kecamatan	\bar{y}_1	\bar{y}_2	X_1	X_2	X_3	...	X_{13}
1	$Y_{1.1}$	$Y_{2.1}$	$X_{1.1}$	$X_{2.1}$	$X_{3.1}$...	$X_{13.1}$
2	$Y_{1.2}$	$Y_{2.2}$	$X_{1.2}$	$X_{2.2}$	$X_{3.2}$...	$X_{13.2}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
57	$Y_{1.57}$	$Y_{2.57}$	$X_{1.57}$	$X_{2.57}$	$X_{3.57}$...	$X_{13.57}$

3.4 Tahapan Analisis Data

Secara umum tahapan analisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Melakukan estimasi secara langsung untuk variabel respon dari *raw* data hasil Susenas 2014 dimana diasumsikan proses pengambilan sampel dilakukan dengan metode SRS. Variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan setiap kecamatan diperoleh dari rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan dari seluruh penduduk dari rumah tangga sampel Susenas 2014 pada kecamatan bersangkutan. Formula estimasi langsung variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan ($\hat{\theta}_{il}$) dan non makanan ($\hat{\theta}_{i2}$) adalah sebagai berikut :

$$\hat{\theta}_{il} = \sum_{j=1}^{n_{il}} \frac{y_{ijl}}{n_{il}}, i = 1, 2, \dots, m \text{ dan } l = 1, 2 \quad 3.1$$

dan

$$v(\hat{\theta}_{il}) = \frac{s_{il}^2}{n_{il}} \frac{N_{il} - n_{il}}{N_{il}} \quad 3.2$$

dengan

$\hat{\theta}_{il}$: rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan di kecamatan ke- i .

y_{ijl} : pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan penduduk ke- j di kecamatan ke- i .

n_{il} : jumlah penduduk dari rumah tangga sampel Susenas 2014 di kecamatan ke- i .

N_{il} : jumlah total penduduk di kecamatan ke- i .

s_{il}^2 : standar deviasi pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan di kecamatan ke- i .

2. Melakukan uji multivariat normal dan univariat normal pada hasil estimasi langsung variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan (\bar{y}_1) dan non makanan (\bar{y}_2). Jika tidak memenuhi asumsi multivariat

normal maka akan dilakukan transformasi logartima natural (\ln) terhadap kedua hasil estimasi tersebut.

3. Mempersiapkan data untuk variabel prediktor setiap kecamatan dari *raw* data Podes 2014 sesuai dengan definisi operasional yang dijelaskan pada sub bab 3.2.2. Kemudian dilanjutkan dengan analisis secara deskriptif terhadap variabel prediktor.
4. Melakukan uji korelasi untuk kedua varabel respon sebelum proses estimasi dengan SAE model bivariat FH metode HB.
5. Melakukan estimasi dengan SAE model FH dan bivariat FH metode HB dengan tahapan sebagai berikut :
 - a. Menentukan model, parameter, fungsi *likelihood* dan distribusi *prior*.

Model FH dengan metode HB:

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i + \varepsilon_i \quad 3.3$$

Sedangkan model bivariat FH dengan metode HB:

$$\hat{\theta}_{il} = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}_l + u_{il} + \varepsilon_{il} \quad 3.4$$

dengan

$\hat{\theta}_{il}$: rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan di kecamatan ke- i .

\mathbf{x}_i : vektor varibel prediktor berukuran $(p \times 1)$ pada kecamatan ke- i .

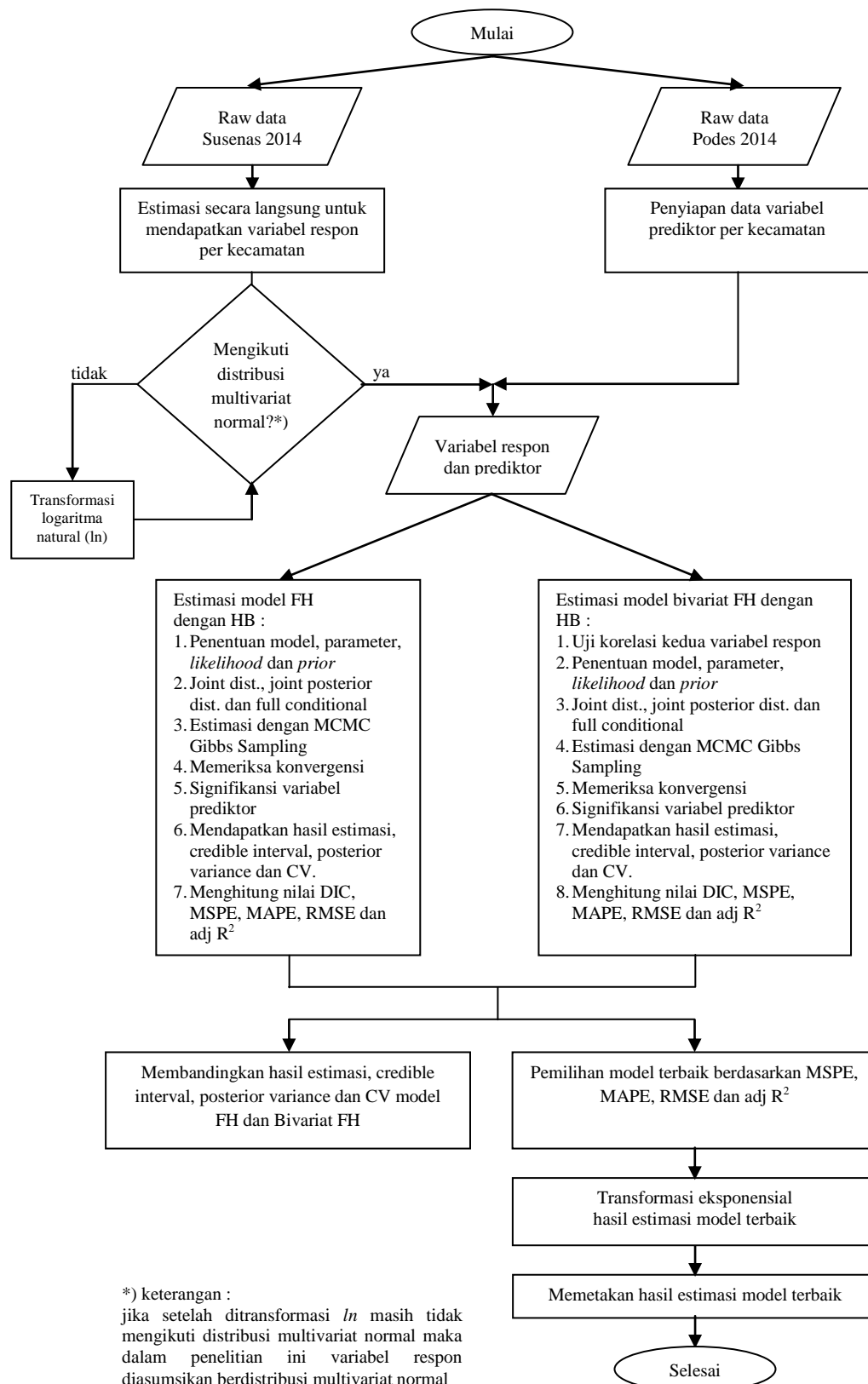
$\boldsymbol{\beta}_l$: vektor koefisien regresi berukuran $(p \times 1)$ untuk variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan.

u_{il} : *random effect area* untuk variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan di kecamatan ke- i .

ε_{il} : komponen *sampling error* untuk variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan atau non makanan di kecamatan ke- i .

- b. Mendapatkan distribusi bersama (*joint distribution*) dari masing-masing model FH dan bivariat FH.

- c. Mendapatkan distribusi *posterior* bersama (*joint posterior distribution*) dari masing-masing model FH dan bivariat FH.
 - d. Mendapatkan distribusi *full conditional* setiap parameter dari masing-masing model FH dan bivariat FH.
 - e. Melakukan estimasi parameter dalam model FH dan bivariat FH dengan metode MCMC dengan algoritma *Gibbs Sampling*.
 - f. Memeriksa konvergensi Rantai Markov (*Markov Chain*) dengan pengecekan secara visual, Monte Carlo *error* (MC *error*) dan pengujian konvergensi secara formal dari masing-masing parameter pada model FH dan bivariat FH.
 - g. Mengetahui signifikansi pengaruh setiap variabel prediktor terhadap variabel respon dari masing-masing model FH dan bivariat FH. Pada penelitian ini tidak dilakukan seleksi variabel prediktor karena menurut Tzavidis, Zhang, Luna Hernandez, Schmid dan Rojas-Perilla (2016) fokus penerapan SAE adalah untuk prediksi, bukan untuk mengetahui eksplanasi pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon.
 - h. Mendapatkan hasil estimasi (*posterior mean*) rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan untuk setiap kecamatan dari model FH dan bivariat FH.
 - i. Menghitung nilai DIC, MSPE, MAPE, RMSE dan *adjusted R²* dari model FH dan bivariat FH untuk rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan.
6. Membandingkan hasil estimasi (*posterior mean*), *95% Credible Interval* dari *posterior*, *posterior variance*, *Coefficient of Variation* (CV) dari model FH dan bivariat FH masing-masing untuk logaritma natural rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan.
 7. Menentukan model terbaik untuk mengestimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan berdasarkan kriteria MSPE, MAPE dan RMSE terkecil dan nilai *adjusted R²* terbesar.
 8. Transformasi eksponensial hasil estimasi yang telah diperoleh. Kemudian memetakan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan per kecamatan dari hasil estimasi model terbaik.



Gambar 3.1. Tahapan Analisis Data

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

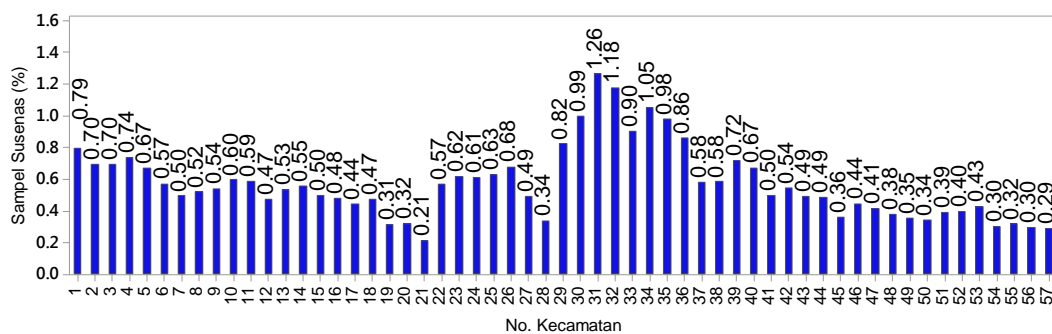
BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini terdiri dari empat sub bab yang membahas tentang hasil estimasi secara langsung rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan non makanan per kecamatan, kajian estimasi dengan SAE model univariat dan bivariat FH pendekatan HB kemudian dilanjutkan dengan penerapannya serta perbandingan hasil estimasi SAE model univariat dan bivariat FH pendekatan HB serta pemilihan model terbaik.

4.1 Estimasi Secara Langsung

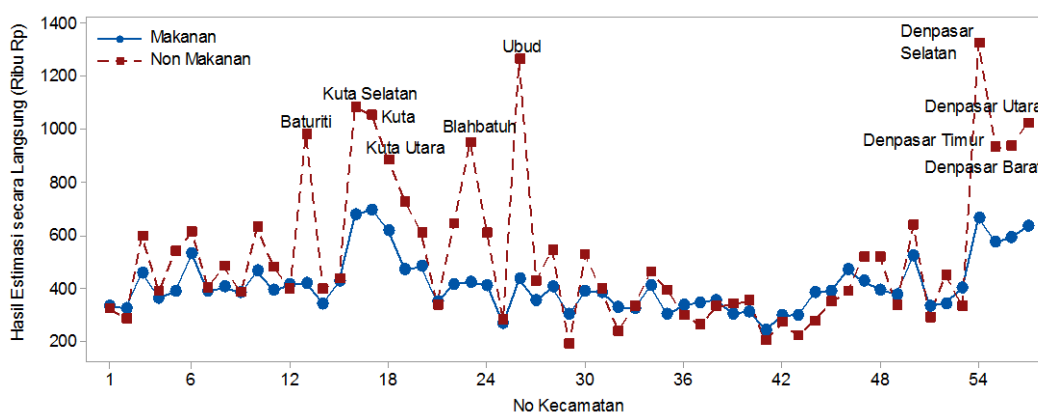
Sampel Susenas Provinsi Bali Tahun 2014 tersebar di seluruh kecamatan yang ada di Provinsi Bali, dimana jumlah penduduk yang menjadi sampel Susenas paling sedikit berjumlah 78 orang di Kecamatan Petang, Kabupaten Badung dan jumlah paling banyak berjumlah 794 orang di Kecamatan Denpasar Selatan, Kota Denpasar. Apabila dilihat menurut persentase jumlah sampel penduduk terhadap total penduduk di setiap kecamatan, persentase sampel paling kecil sebesar 0,21 persen di Kecamatan Petang, Kabupaten Badung dan persentase terbesar hanya 1,26 persen di Kecamatan Klungkung, Kabupaten Klungkung (Gambar 4.1).



Gambar 4.1. Persentase Penduduk Sampel Susenas per Kecamatan

Estimasi secara langsung rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan setiap kecamatan dilakukan dengan formula yang telah dijelaskan pada persamaan 2.1 dan 2.2 menggunakan sampel hasil Susenas dimana data tersebut diasumsikan diperoleh dari proses pengambilan sampel secara *Simple Random Sampling* (SRS). Hasil estimasi secara langsung

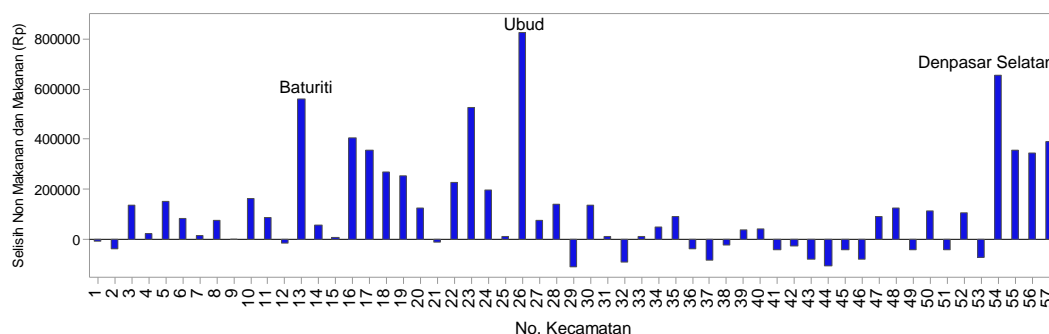
secara lengkap disajikan pada Lampiran 1. Pada Gambar 4.2, terdapat beberapa kecamatan yang memiliki nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan yang relatif lebih tinggi daripada nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan, yaitu Kecamatan Baturiti, Kabupaten Tabanan, Kecamatan, Kuta Selatan, Kuta dan Kuta Utara, Kabupaten Badung, Kecamatan Blahbatuh dan Ubud, Kabupaten Gianyar serta Kecamatan Denpasar Selatan, Denpasar Timur, Denpasar Barat dan Denpasar Utara di Kota Denpasar. Dimana kecamatan-kecamatan tersebut termasuk dalam wilayah pusat kegiatan ekonomi Bali yang disebut dengan Sarbagita, yaitu Denpasar, Badung, Gianyar dan Tabanan.



Gambar 4.2. Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan per Kecamatan Hasil Estimasi Langsung

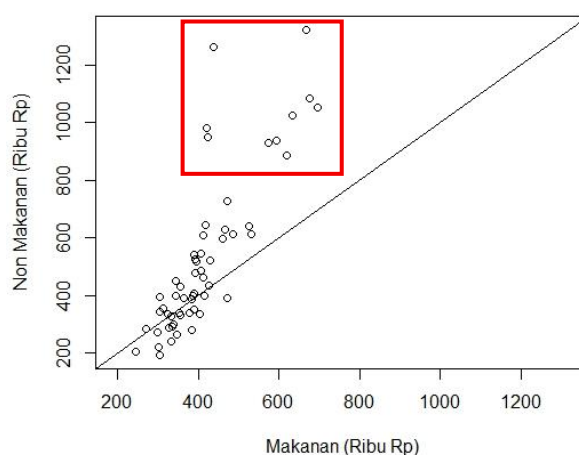
Selisih antara nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan dan komoditi makanan disajikan pada Gambar 4.3. Terlihat bahwa mayoritas kecamatan-kecamatan di Provinsi Bali memiliki selisih positif atau memiliki nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan yang lebih tinggi daripada komoditi makanan. Kecamatan-kecamatan di wilayah Sarbagita memiliki selisih positif yang relatif lebih tinggi dibandingkan dengan kecamatan-kecamatan lainnya yang memiliki selisih positif. Kecamatan dengan selisih positif terbesar adalah Kecamatan Ubud yaitu sebesar Rp. 825.954, Kecamatan Denpasar Selatan sebesar Rp. 656.776 dan Kecamatan Baturiti sebesar Rp. 561.046. Sedangkan selisih negatif diantaranya dimiliki oleh kecamatan-kecamatan yang berada di wilayah Kabupaten Klungkung, Karangasem dan Buleleng. Perlu menjadi perhatian, bahwa besarnya selisih negatif tersebut secara

umum relatif sama dengan selisih positif yang dimiliki oleh kecamatan-kecamatan di wilayah non Sarbagita.



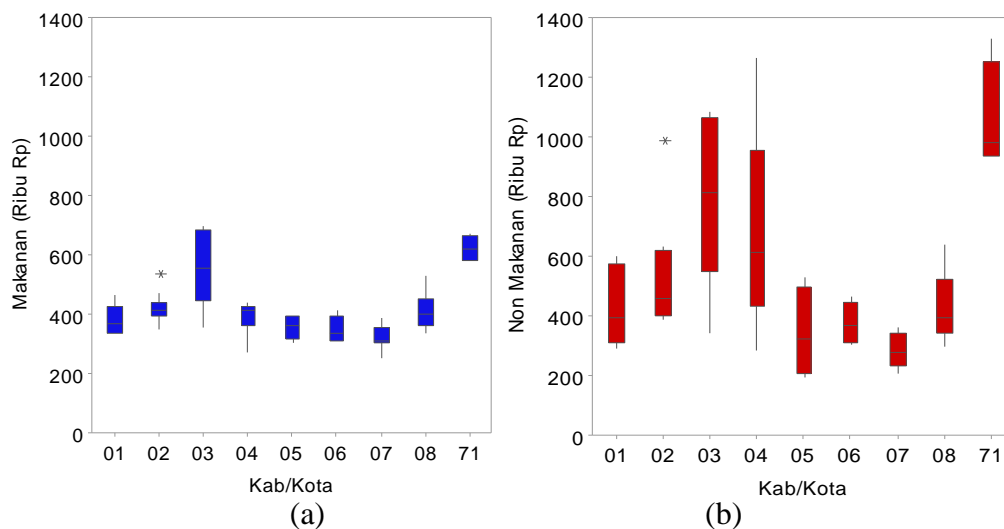
Gambar 4.3. Selisih Nilai Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Non Makanan dan Makanan Hasil Estimasi Langsung

Pada Gambar 4.4 disajikan plot rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan vs. non makanan. Terlihat bahwa semakin tinggi nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan juga diikuti oleh semakin tingginya nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan. Hal tersebut berbeda dengan hukum Engel karena yang ditampilkan pada gambar tersebut bukan proporsi tetapi nilai rata-rata pengeluarannya. Dimana kesejahteraan yang meningkat akan diikuti oleh meningkatnya rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk non makanan. Selain itu terdapat peningkatan kualitas komoditas makanan yang dikonsumsi yang diikuti oleh peningkatan harga makanan sehingga rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk makanan juga meningkat.



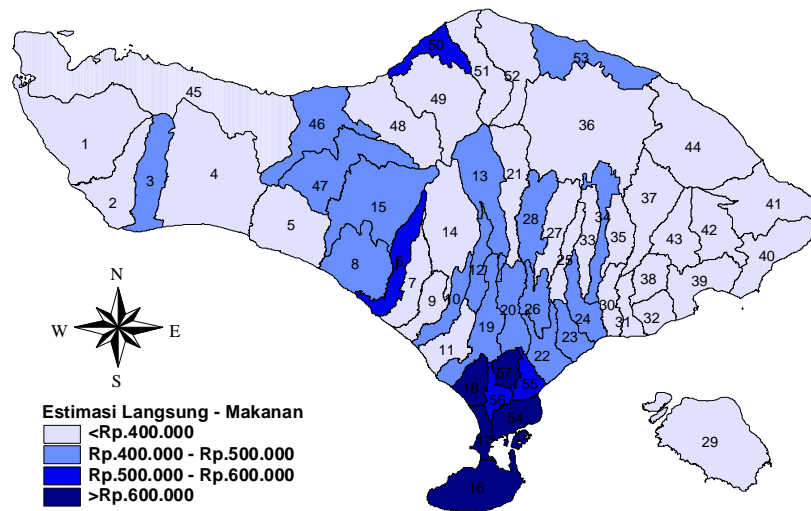
Gambar 4.4. Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan vs. Non Makanan per Kecamatan Hasil Estimasi Langsung

Pada Gambar 4.5 ditampilkan boxplot rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk kelompok kabupaten/kota, masing-masing untuk komoditi makanan dan non makanan. Dimana boxplot komoditi non makanan memiliki rentang nilai yang lebih lebar sekaligus menunjukkan nilai yang lebih bervariasi dibandingkan boxplot komoditi makanan pada seluruh kabupaten/kota. Selain itu, rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan kecamatan-kecamatan yang ada di Kabupaten Badung dan Kota Denpasar cenderung memiliki nilai yang lebih tinggi dan bervariasi dibandingkan kecamatan-kecamatan di kabupaten lainnya. Untuk komoditi non makanan, rata-rata pengeluaran kecamatan-kecamatan di Kabupaten Badung, Gianyar dan Kota Denpasar memiliki nilai yang lebih tinggi dan bervariasi dibandingkan kecamatan-kecamatan di kabupaten lainnya.

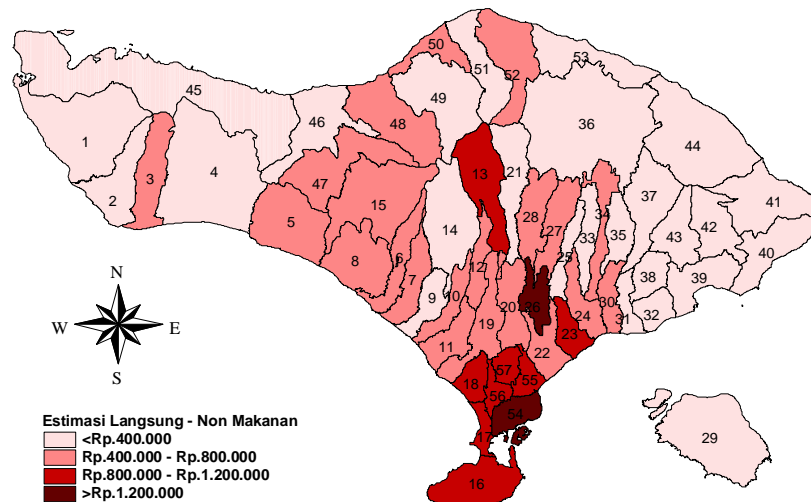


Gambar 4.5. Boxplot Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) menurut Kabupaten/Kota

Visualisasi menggunakan peta tematik pada Gambar 4.6 bertujuan untuk mengetahui pola geografis nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan non makanan. Nilai rata-rata pengeluaran untuk kedua komoditi memiliki pola geografis yang serupa, yakni kelompok nilai tertinggi terpusat pada kecamatan-kecamatan yang berada di bagian selatan Provinsi Bali, yaitu Kabupaten Badung dan Kota Denpasar. Sedangkan kelompok nilai terendah berada di wilayah bagian Barat, Timur dan sebagian bagian Utara Provinsi Bali.



(a)

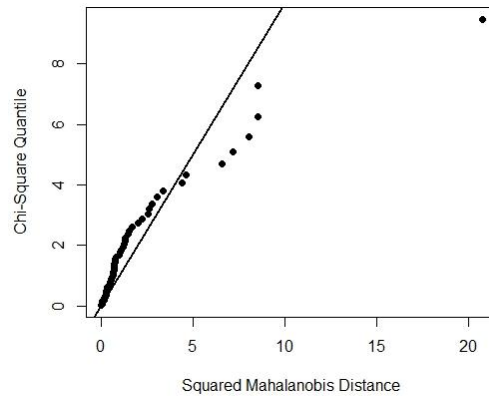


(b)

Gambar 4.6. Peta Tematik Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) per Kecamatan Hasil Estimasi Langsung

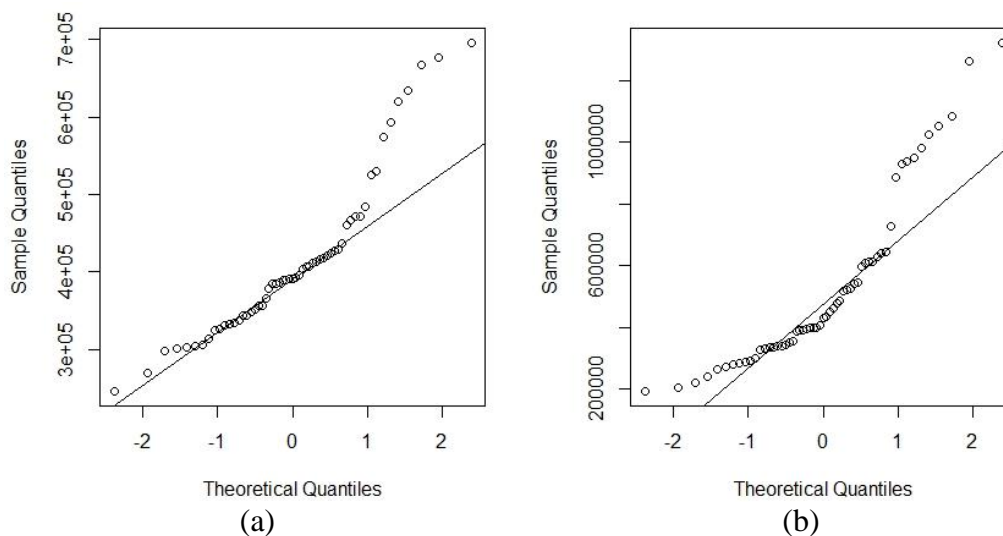
Sebelum proses estimasi dengan SAE, terlebih dahulu akan dilakukan uji multivariat normal terhadap hasil estimasi langsung rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan (\bar{y}_{i1}) dan non makanan (\bar{y}_{i2}). Hasil uji multivariat normal Mardia pada Lampiran 1 menunjukkan bahwa nilai statistik uji untuk *skewness*, yaitu $\frac{n}{6}\gamma_{1,2}$, dan statistik uji untuk *kurtosis*, yaitu $\gamma_{2,2}$, menghasilkan nilai *p-value* kurang dari $\alpha=0,05$ sehingga keputusan untuk kedua uji tersebut adalah tolak H_0 . Sehingga dapat disimpulkan bahwa data rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan tidak

mengikuti distribusi multivariat normal. Kondisi tersebut diperjelas oleh Chi-Square Q-Q Plots pada Gambar 4.7 terdapat beberapa plot yang jauh dari garis diagonal yang menyebabkan data tidak mengikuti distribusi multivariat normal.

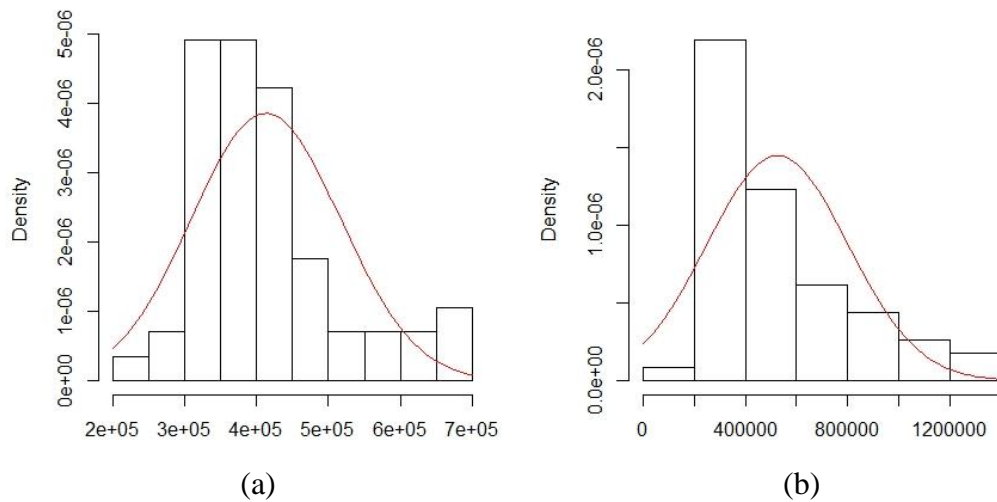


Gambar 4.7. Chi-Square Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan

Untuk mengetahui lebih jauh data mana yang berkontribusi terhadap tidak terpenuhinya asumsi multivariat normal maka akan dilakukan uji univariat normal dengan uji Anderson-Darling. Hasilnya, secara univariat rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan masing-masing tidak mengikuti distribusi normal karena menghasilkan p -value kurang dari $\alpha=0,05$, diperjelas oleh plot yang relatif jauh dari garis diagonal (Gambar 4.8). Ketidaknormalan disebabkan oleh distribusi data yang menceng (*skew*) kanan, seperti terlihat pada histogram dan density plot Gambar 4.9.



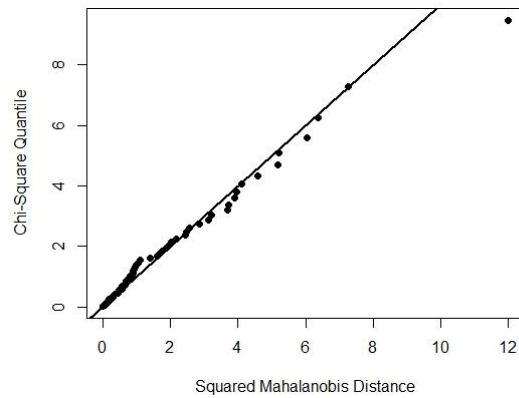
Gambar 4.8. Normal Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)



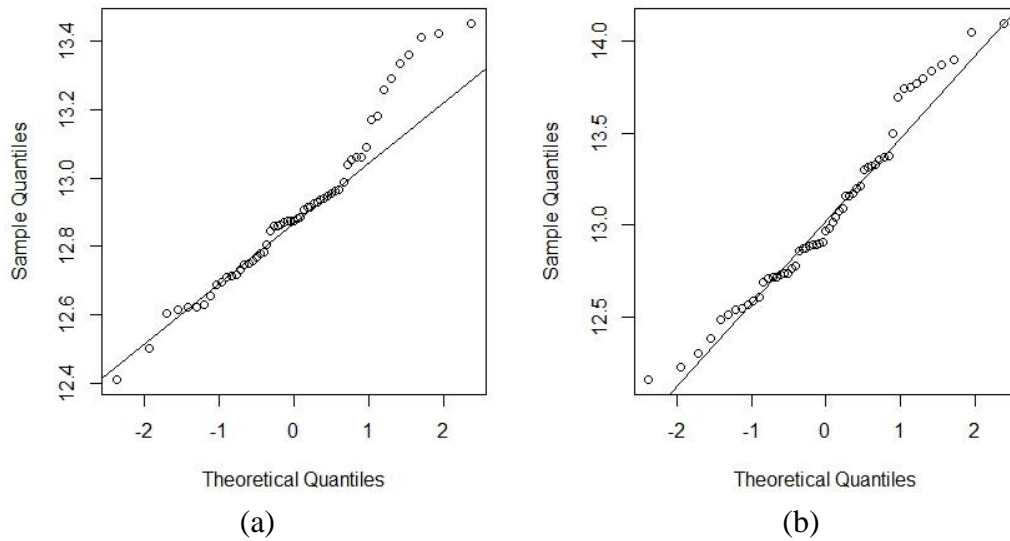
Gambar 4.9. Histogram dan *Density Plot* Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)

Karena data tidak memenuhi asumsi multivariat normal, maka data tersebut akan dilakukan transformasi logaritma natural (\ln) kemudian diuji multivariat normal seperti pada proses sebelumnya. Hasil uji Mardia menunjukkan bahwa nilai statistik uji untuk *skewness*, yaitu $\frac{n}{6}\gamma_{1,2}$, menghasilkan nilai *p-value* kurang dari $\alpha=0,05$ sehingga keputusannya adalah tolak H_0 . Sedangkan nilai statistik uji untuk *kurtosis*, yaitu $\gamma_{2,2}$, menghasilkan nilai *p-value* lebih besar dari $\alpha=0,05$ sehingga keputusannya adalah gagal tolak H_0 . Karena salah satu uji menghasilkan keputusan tolak H_0 maka dapat disimpulkan bahwa data hasil transformasi \ln rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan tidak mengikuti distribusi multivariat normal.

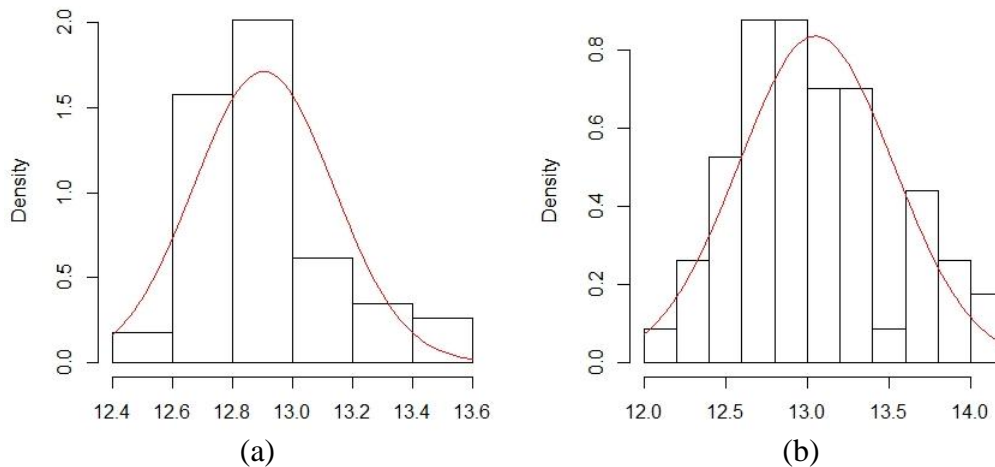
Uji Anderson-Darling menunjukkan bahwa hanya data hasil transformasi \ln rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan saja yang mengikuti distribusi normal. Sedangkan data hasil transformasi \ln rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan tidak mengikuti distribusi normal, diperjelas oleh plot yang relatif jauh dari garis diagonal (Gambar 4.11 (a)). Hasil lengkap Uji Mardia dan Anderson-Darling dapat dilihat pada Lampiran 2. Karena setelah ditransformasi \ln ternyata data masih tidak memenuhi asumsi multivariat normal maka pada penelitian ini data yang sudah ditransformasi \ln tersebut tetap akan digunakan sebagai variabel respon dan diasumsikan berdistribusi multivariat normal.



Gambar 4.10. Chi-Square Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan dan Non Makanan setelah Tranformasi \ln



Gambar 4.11. Normal Q-Q Plots Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) setelah Transformasi \ln

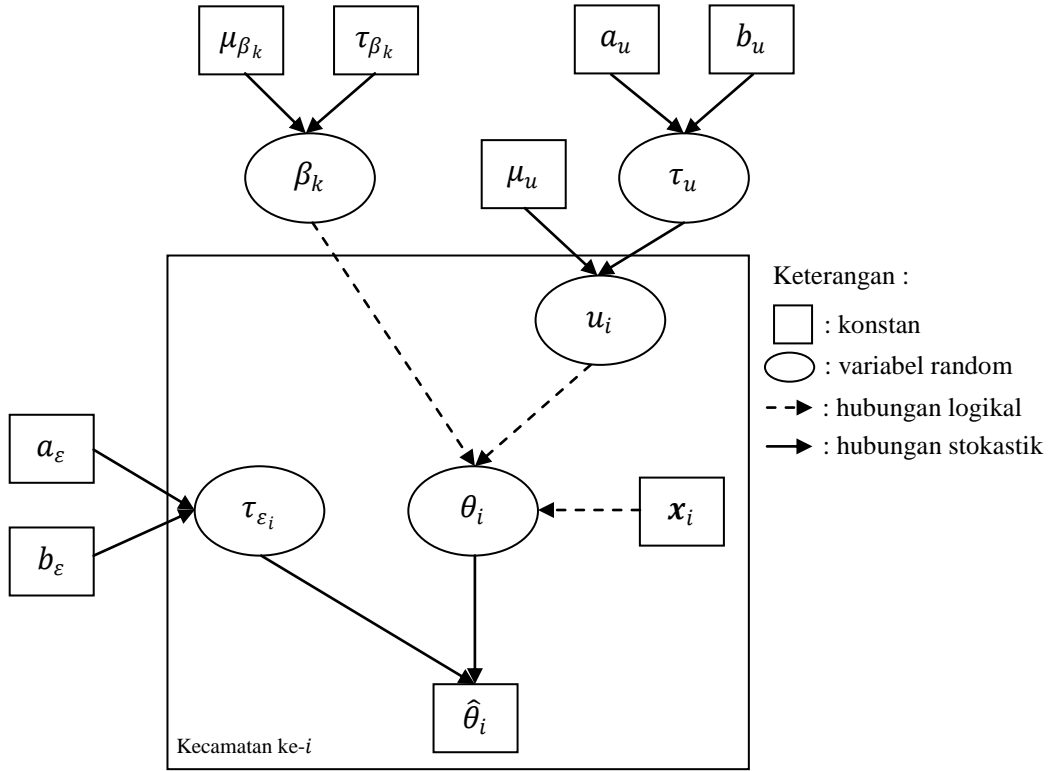


Gambar 4.12. Histogram dan *Density* Plot Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) setelah Tranformasi \ln

4.2 Kajian Estimasi dengan SAE Metode HB

4.2.1 Kajian Estimasi dengan SAE Model Univariat FH Metode HB

Berdasarkan spesifikasi model yang telah dijelaskan pada sub bab 2.6, maka struktur hirarki parameter dalam model univariat FH dapat disajikan dalam *Directed Acyclic Graph* (DAG) berikut:



Gambar 4.13. DAG Model Univariat FH Metode HB

DAG diatas berlaku untuk rata-rata pengeluaran per kapita per bulan, baik komoditi makanan maupun non makanan. Dimana $\hat{\theta}_i = \ln \bar{y}_i$, yaitu variabel respon yang merupakan hasil estimasi secara langsung rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan atau non makanan setelah ditransformasi \ln .

Selanjutnya akan ditentukan fungsi *likelihood* model univariat FH berdasarkan pdf $\hat{\theta}_i$ adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i | \boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i} &\sim N(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i, \tau_{\varepsilon_i}^{-1}) \\ f(\hat{\theta}_i | \boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i}) &= \sqrt{\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2} (\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i))^2} \end{aligned} \quad 4.1$$

Sehingga diperoleh fungsi likelihood berikut:

$$\begin{aligned} f(\hat{\boldsymbol{\theta}}|\boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i}) &= \prod_{i=1}^m f(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i|\boldsymbol{\beta}, u_i, \tau_{\varepsilon_i}) \\ &= \prod_{i=1}^m \sqrt{\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + u_i))^2} \end{aligned} \quad 4.2$$

Distribusi prior yang digunakan pada model univariat FH adalah kombinasi dari prior jenis *conjugate prior* dan *pseudo prior* dengan rincian sebagai berikut:

- a. Prior untuk β_k , $k = 0, 1, 2, \dots, p$, berdistribusi normal, $\beta_k \sim N(\mu_{\beta_k}, \tau_{\beta_k}^{-1})$ dan pdf

$$f(\beta_k) = \sqrt{\frac{\tau_{\beta_k}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\beta_k}}{2}(\beta_k - \mu_{\beta_k})^2} \quad 4.3$$

dengan μ_{β_k} dan τ_{β_k} bernilai konstan. Disebut *pseudo prior* karena nilai parameter μ_{β_k} dan τ_{β_k} diperoleh dari estimasi dengan cara *frequentist* (regresi linier berganda).

- b. Prior untuk u_i , $i = 1, 2, \dots, m$, berdistribusi normal $u_i \sim N(\mu_u, \tau_u^{-1})$, dengan pdf

$$f(u_i) = \sqrt{\frac{\tau_u}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_u}{2}(u_i - \mu_u)^2} \quad 4.4$$

dengan μ_u bernilai konstan.

- c. Hyperprior untuk τ_u berdistribusi gamma $\tau_u \sim G(a_u, b_u)$, dengan pdf

$$f(\tau_u) = \frac{1}{b_u^{a_u} \Gamma(a_u)} \tau_u^{a_u-1} e^{-\frac{\tau_u}{b_u}} \quad 4.5$$

Dengan hyperparameter a_u dan b_u adalah bernilai konstan.

- d. Prior untuk τ_{ε_i} berdistribusi gamma $\tau_{\varepsilon_i} \sim G(a_\varepsilon, b_\varepsilon)$, dengan pdf

$$f(\tau_{\varepsilon_i}) = \frac{1}{b_\varepsilon^{a_\varepsilon} \Gamma(a_\varepsilon)} \tau_{\varepsilon_i}^{a_\varepsilon-1} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{b_\varepsilon}} \quad 4.6$$

dengan a_ε dan b_ε adalah bernilai konstan.

Berdasarkan likelihood (persamaan 4.2) dan distribusi prior (persamaan 4.3 sampai 4.6) yang telah diperoleh maka akan digunakan untuk mendapatkan *joint distribution* sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
f(\hat{\theta}, \beta, u, \tau_\varepsilon, \tau_u) &= \prod_{i=1}^m f(\hat{\theta}_i | \beta, u_i, \tau_{\varepsilon_i}) \times \prod_{k=0}^p f(\beta_k) \times \prod_{i=1}^m f(u_i) \times f(\tau_u) \\
&\times \prod_{i=1}^m f(\tau_{\varepsilon_i}) \\
&= \prod_{i=1}^m \sqrt{\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2}(\hat{\theta}_i - (x_i^T \beta + u_i))^2} \times \prod_{k=0}^p \sqrt{\frac{\tau_{\beta_k}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\beta_k}}{2}(\beta_k - \mu_{\beta_k})^2} \\
&\times \prod_{i=1}^m \sqrt{\frac{\tau_u}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_u}{2}(u_i - \mu_u)^2} \times \frac{1}{b_u^{a_u} \Gamma(a_u)} \tau_u^{a_u-1} e^{-\frac{\tau_u}{b_u}} \\
&\times \prod_{i=1}^m \frac{1}{b_\varepsilon^{a_\varepsilon} \Gamma(a_\varepsilon)} \tau_{\varepsilon_i}^{a_\varepsilon-1} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{b_\varepsilon}}
\end{aligned}$$

Saat nilai $\hat{\theta}_i$ diperoleh dengan cara estimasi langsung, maka *joint posterior distribution* dari $\beta, u, \tau_\varepsilon$ dan τ_u dapat didapatkan dengan formula:

$$\begin{aligned}
f(\beta, u, \tau_\varepsilon, \tau_u | \hat{\theta}) &= \frac{f(\hat{\theta}, \beta, u, \tau_\varepsilon, \tau_u)}{\int \dots \int f(\hat{\theta}, \beta, u, \tau_\varepsilon, \tau_u) d\beta_0 \dots d\beta_p du_1 \dots du_m d\tau_{\varepsilon_1} \dots d\tau_{\varepsilon_m} d\tau_u} \quad 4.7
\end{aligned}$$

Karena penyebut pada persamaan diatas bernilai konstan maka *joint posterior distribution* dari $\beta, u, \tau_\varepsilon$ dan τ_u dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
f(\hat{\theta}, \beta, u, \tau_\varepsilon, \tau_u) &\propto \prod_{i=1}^m \sqrt{\tau_{\varepsilon_i}} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2}(\hat{\theta}_i - (x_i^T \beta + u_i))^2} \times \prod_{k=0}^p \sqrt{\tau_{\beta_k}} e^{-\frac{\tau_{\beta_k}}{2}(\beta_k - \mu_{\beta_k})^2} \\
&\times \prod_{i=1}^m \sqrt{\tau_u} e^{-\frac{\tau_u}{2}(u_i - \mu_u)^2} \times \tau_u^{a_u-1} e^{-\frac{\tau_u}{b_u}} \times \prod_{i=1}^m \tau_{\varepsilon_i}^{a_\varepsilon-1} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{b_\varepsilon}} \quad 4.8
\end{aligned}$$

Berdasarkan *joint posterior distribution* diatas, selanjutnya akan digunakan untuk mendapatkan *full conditional posterior distribution* dari setiap parameter dalam model, yaitu:

- a. *Full conditional posterior distribution* untuk $\beta_k, k = 0, 1, 2, \dots, p$ dengan nilai parameter lainnya, $\beta_{\setminus k}, u_i, \tau_u$ dan τ_{ε_i} , diketahui diperoleh dengan cara hanya mengambil bagian dari *joint posterior distribution* (persamaan 4.8) yang mengandung parameter β_k saja.

$$f(\beta_k | \hat{\theta}, \beta_{\setminus k}, \mathbf{u}, \tau_{\varepsilon}, \tau_u) = \left(\prod_{i=1}^m e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2} (\hat{\theta}_i - (x_i^T \beta + u_i))^2} \right) e^{-\frac{\tau_{\beta_k}}{2} (\beta_k - \mu_{\beta_k})^2} \quad 4.9$$

dimana $\beta_{\setminus k}$ adalah vektor β tanpa elemen β_k .

Dengan cara yang sama diperoleh *full conditional posterior distribution* untuk setiap parameter yang lain.

- b. *Full conditional posterior distribution* untuk $u_i, i = 1, 2, \dots, m$:

$$f(u_i | \hat{\theta}, \beta, \mathbf{u}_{\setminus i}, \tau_{\varepsilon}, \tau_u) = e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2} (\hat{\theta}_i - (x_i^T \beta + u_i))^2} e^{-\frac{\tau_u}{2} (u_i - \mu_u)^2} \quad 4.10$$

dimana $\mathbf{u}_{\setminus i}$ adalah vektor \mathbf{u} tanpa elemen u_i .

- c. *Full conditional posterior distribution* untuk τ_u :

$$f(\tau_u | \hat{\theta}, \beta, \mathbf{u}, \tau_{\varepsilon}) = \prod_{i=1}^m \sqrt{\tau_u} e^{-\frac{\tau_u}{2} (u_i - \mu_u)^2} \times \tau_u^{a_u-1} e^{-\frac{\tau_u}{b_u}} \quad 4.11$$

- d. *Full conditional posterior distribution* untuk τ_{ε_i} :

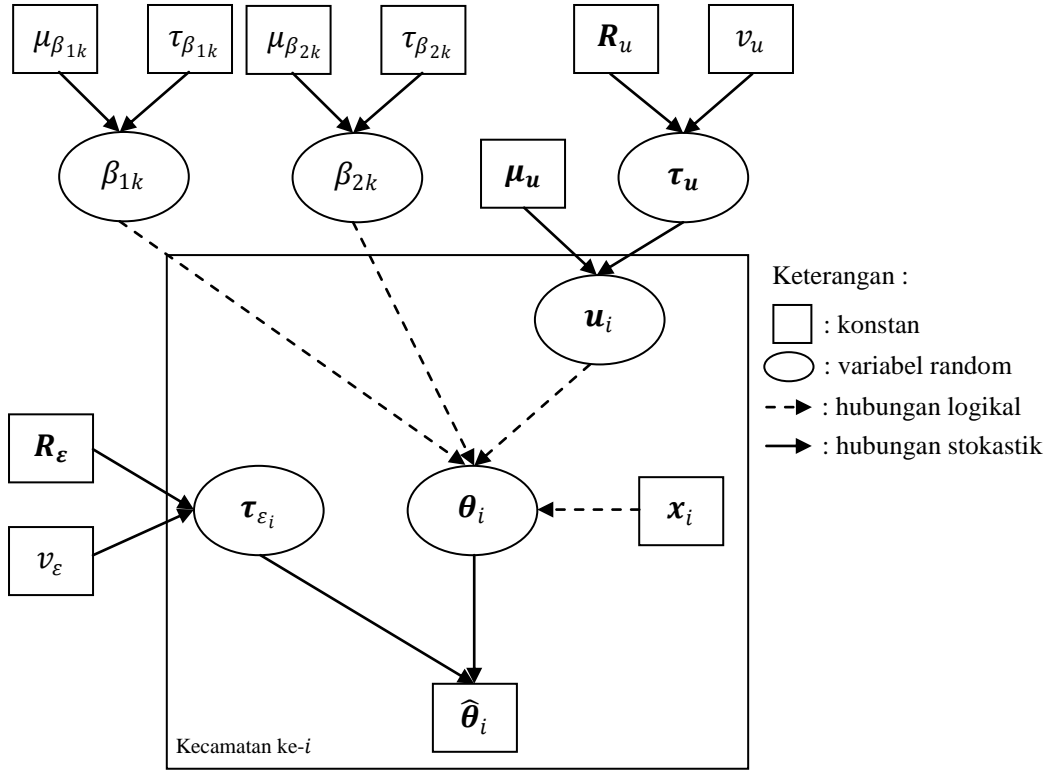
$$f(\tau_{\varepsilon_i} | \hat{\theta}, \beta, \mathbf{u}, \tau_{\varepsilon_{\setminus i}}, \tau_u) = \sqrt{\tau_{\varepsilon_i}} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{2} (\hat{\theta}_i - (x_i^T \beta + u_i))^2} \tau_{\varepsilon_i}^{a_{\varepsilon}-1} e^{-\frac{\tau_{\varepsilon_i}}{b_{\varepsilon}}} \quad 4.12$$

dimana $\tau_{\varepsilon_{\setminus i}}$ adalah vektor τ_{ε} tanpa elemen τ_{ε_i} .

Proses selanjutnya adalah estimasi parameter pada model univariat FH dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling* berdasarkan *full conditional posterior* dari setiap parameter yang telah diperoleh diatas yang akan dibahas pada sub bab 4.3.2.

4.2.2 Kajian Estimasi dengan SAE Model Bivariat FH Metode HB

Berdasarkan spesifikasi model yang telah dijelaskan pada sub bab 2.7, maka struktur hirarki parameter dalam model bivariat FH disajikan dalam DAG berikut:



Gambar 4.14. DAG Model Bivariat FH Metode HB

Dimana $\hat{\theta}_i = [\hat{\theta}_{i1} \ \hat{\theta}_{i2}]$ adalah vektor variabel respon hasil estimasi secara langsung rata-rata pengeluaran per kapita per bulan setelah ditransformasi \ln dengan elemen $\hat{\theta}_{i1}$ untuk komoditi makanan dan $\hat{\theta}_{i2}$ untuk komoditi non makanan.

Selanjutnya akan ditentukan fungsi *likelihood* model bivariat FH berdasarkan pdf $\hat{\theta}_i$ sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i | \mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} &\sim N_2(\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}^{-1}) \\ f(\hat{\theta}_i | \mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}) &= \frac{|\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))} \end{aligned} \quad 4.13$$

Sehingga diperoleh fungsi *likelihood* berikut:

$$\begin{aligned} f(\hat{\theta} | \mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}) &= \prod_{i=1}^m f(\hat{\theta}_i | \mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}) \\ &= \prod_{i=1}^m \frac{|\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))} \end{aligned} \quad 4.14$$

Sama dengan model univariat FH, distribusi prior yang digunakan pada model bivariat FH juga merupakan kombinasi dari prior jenis *conjugate prior* dan *pseudo prior* dengan rincian sebagai berikut:

- a. Prior untuk β_{1k} , $k = 0, 1, 2, \dots, p$, berdistribusi normal, $\beta_{1k} \sim N(\mu_{\beta_{1k}}, \tau_{\beta_{1k}}^{-1})$ dan pdf

$$f(\beta_{1k}) = \sqrt{\frac{\tau_{\beta_{1k}}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\beta_{1k}}}{2}(\beta_{1k} - \mu_{\beta_{1k}})^2} \quad 4.15$$

Dengan parameter $\mu_{\beta_{1k}}$ dan $\tau_{\beta_{1k}}$ bernilai konstan. Disebut *pseudo prior* karena nilai parameter $\mu_{\beta_{1k}}$ dan $\tau_{\beta_{1k}}$ diperoleh dari estimasi dengan cara *frequentist* (regresi linier berganda).

- b. Prior untuk β_{2k} , $k = 0, 1, 2, \dots, p$, juga merupakan *pseudo prior* dengan distribusi normal, $\beta_{2k} \sim N(\mu_{\beta_{2k}}, \tau_{\beta_{2k}}^{-1})$ dan pdf

$$f(\beta_{2k}) = \sqrt{\frac{\tau_{\beta_{2k}}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\beta_{2k}}}{2}(\beta_{2k} - \mu_{\beta_{2k}})^2} \quad 4.16$$

dengan $\mu_{\beta_{2k}}$ dan $\tau_{\beta_{2k}}$ bernilai konstan dan juga diperoleh dari estimasi dengan cara *frequentist* (regresi linier berganda).

- c. Prior untuk \mathbf{u}_i , $i = 1, 2, \dots, m$, berdistribusi multivariat normal $\mathbf{u}_i \sim N_2(\boldsymbol{\mu}_u, \boldsymbol{\tau}_u^{-1})$, dengan pdf

$$f(\mathbf{u}_i) = \frac{|\boldsymbol{\tau}_u|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)^T \boldsymbol{\tau}_u (\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)} \quad 4.17$$

dengan $\boldsymbol{\mu}_u$ bernilai konstan.

- d. Hyperprior untuk $\boldsymbol{\tau}_u$ berdistribusi wishart $\boldsymbol{\tau}_u \sim W(\mathbf{R}_u, v_u)$, dengan pdf

$$f(\boldsymbol{\tau}_u) = \frac{|\mathbf{R}_u|^{\frac{v_u}{2}} |\boldsymbol{\tau}_u|^{(v_u - 2 - 1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_u \mathbf{R}_u)}}{2^{\frac{2v_u}{2}} \Gamma_2 \left[\frac{v_u}{2} \right]} \quad 4.18$$

dengan hyperparameter berupa matrik skala \mathbf{R}_u dan derajat bebas v_u adalah bernilai konstan.

- e. Prior untuk $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}$ berdistribusi wishart $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \sim W(\mathbf{R}_{\varepsilon}, v_{\varepsilon})$, dengan pdf

$$f(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}) = \frac{|\mathbf{R}_{\varepsilon}|^{\frac{v_{\varepsilon}}{2}} |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{(v_{\varepsilon} - 2 - 1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \mathbf{R}_{\varepsilon})}}{2^{\frac{2v_{\varepsilon}}{2}} \Gamma_2 \left[\frac{v_{\varepsilon}}{2} \right]} \quad 4.19$$

dengan matrik skala \mathbf{R}_{ε} dan derajat bebas v_{ε} adalah bernilai konstan.

Berdasarkan *likelihood* (persamaan 4.14) dan distribusi prior (persamaan 4.15 sampai 4.19) yang telah diperoleh maka akan digunakan untuk mendapatkan *joint distribution* berikut:

$$\begin{aligned}
f(\hat{\theta}, \mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u) &= \prod_{i=1}^m f(\hat{\theta}_i | \mathbf{B}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}) \times \prod_{k=0}^p f(\boldsymbol{\beta}_k) \times \prod_{i=1}^m f(\mathbf{u}_i) \times f(\boldsymbol{\tau}_u) \\
&\times \prod_{i=1}^m f(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}) \\
&= \prod_{i=1}^m \frac{|\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))} \\
&\times \prod_{k=0}^p \sqrt{\frac{\tau_{\beta_{1k}}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\beta_{1k}}}{2}(\beta_{1k} - \mu_{\beta_{1k}})^2} \sqrt{\frac{\tau_{\beta_{2k}}}{2\pi}} e^{-\frac{\tau_{\beta_{2k}}}{2}(\beta_{2k} - \mu_{\beta_{2k}})^2} \\
&\times \prod_{i=1}^m \frac{|\boldsymbol{\tau}_u|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)^T \boldsymbol{\tau}_u (\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)} \times \frac{|\mathbf{R}_u|^{\frac{v_u}{2}} |\boldsymbol{\tau}_u|^{(v_u-2-1)} e^{-\frac{1}{2}tr(\boldsymbol{\tau}_u \mathbf{R}_u)}}{2^{\frac{2v_u}{2}} \Gamma_2\left[\frac{v_u}{2}\right]} \\
&\times \prod_{i=1}^m \frac{|\mathbf{R}_\varepsilon|^{\frac{v_\varepsilon}{2}} |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{(v_\varepsilon-2-1)} e^{-\frac{1}{2}tr(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \mathbf{R}_\varepsilon)}}{2^{\frac{2v_\varepsilon}{2}} \Gamma_2\left[\frac{v_\varepsilon}{2}\right]}
\end{aligned}$$

Saat nilai $\hat{\theta}_i$ diperoleh dengan cara estimasi langsung, maka *joint posterior distribution* dari $\mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon$ dan $\boldsymbol{\tau}_u$ dapat didapatkan dengan formula:

$$\begin{aligned}
f(\mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u | \hat{\theta}) &= \frac{f(\hat{\theta}, \mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u)}{\int \dots \int f(\hat{\theta}, \mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u) d\boldsymbol{\beta}_0 \dots d\boldsymbol{\beta}_p d\mathbf{u}_1 \dots d\mathbf{u}_m d\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_1} \dots d\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_m} d\boldsymbol{\tau}_u} \quad 4.20
\end{aligned}$$

Karena penyebut pada persamaan diatas bernilai konstan maka *joint posterior distribution* dari $\mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon$ dan $\boldsymbol{\tau}_u$ dapat dinyatakan dalam bentuk proporsional sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
f(\hat{\theta}, \mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u) &\propto \prod_{i=1}^m |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\theta}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))} \\
&\times \prod_{k=0}^p \sqrt{\tau_{\beta_{1k}}} e^{-\frac{\tau_{\beta_{1k}}}{2}(\beta_{1k} - \mu_{\beta_{1k}})^2} \sqrt{\tau_{\beta_{2k}}} e^{-\frac{\tau_{\beta_{2k}}}{2}(\beta_{2k} - \mu_{\beta_{2k}})^2}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \times \prod_{i=1}^m |\boldsymbol{\tau}_u|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)^T \boldsymbol{\tau}_u (\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)} \times \frac{|\mathbf{R}_u|^{\frac{v_u}{2}} |\boldsymbol{\tau}_u|^{(v_u-2-1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_u \mathbf{R}_u)}}{2^{\frac{2v_u}{2}} \Gamma_2 \left[\frac{v_u}{2} \right]} \\
& \times \prod_{i=1}^m \frac{|\mathbf{R}_\varepsilon|^{\frac{v_\varepsilon}{2}} |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{(v_\varepsilon-2-1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \mathbf{R}_\varepsilon)}}{2^{\frac{2v_\varepsilon}{2}} \Gamma_2 \left[\frac{v_\varepsilon}{2} \right]}
\end{aligned} \tag{4.21}$$

Dari *joint posterior distribution* diatas akan digunakan untuk mendapatkan *full conditional posterior distribution* dari setiap parameter dalam model, sebagai berikut:

- a. *Full conditional posterior distribution* untuk $\beta_{1k}, k = 0, 1, 2, \dots, p$ dengan nilai parameter lainnya $\mathbf{B}_{\setminus 1k}, \mathbf{u}_i, \boldsymbol{\tau}_u$ dan $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}$ diketahui diperoleh dengan cara hanya mengambil bagian dari *joint posterior distribution* (persamaan 4.21) yang mengandung parameter β_{1k} saja.

$$\begin{aligned}
& f(\beta_{1k} | \hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{B}_{\setminus 1k}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u) \\
& = \prod_{i=1}^m e^{-\frac{1}{2}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B}_{\setminus 1k} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B}_{\setminus 1k} + \mathbf{u}_i))} \\
& \times e^{-\frac{\tau_{\beta_{1k}}}{2} (\beta_{1k} - \mu_{\beta_{1k}})^2}
\end{aligned} \tag{4.22}$$

dimana $\mathbf{B}_{\setminus 1k}$ adalah matrik \mathbf{B} tanpa elemen β_{1k} .

Dengan cara yang sama diperoleh *full conditional posterior distribution* untuk setiap parameter yang lain.

- b. *Full conditional posterior distribution* untuk $\beta_{2k}, k = 0, 1, 2, \dots, p$:

$$\begin{aligned}
& f(\beta_{2k} | \hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{B}_{\setminus 2k}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u) \\
& = \prod_{i=1}^m e^{-\frac{1}{2}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B}_{\setminus 2k} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B}_{\setminus 2k} + \mathbf{u}_i))} \\
& \times e^{-\frac{\tau_{\beta_{2k}}}{2} (\beta_{2k} - \mu_{\beta_{2k}})^2}
\end{aligned} \tag{4.23}$$

dimana $\mathbf{B}_{\setminus 2k}$ adalah matrik \mathbf{B} tanpa elemen β_{2k} .

- c. *Full conditional posterior distribution* untuk $\mathbf{u}_i, i = 1, 2, \dots, m$:

$$\begin{aligned}
& f(\mathbf{u}_i | \hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{B}, \mathbf{u}_{\setminus i}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon, \boldsymbol{\tau}_u) \\
& = e^{-\frac{1}{2}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)^T \boldsymbol{\tau}_u (\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)}
\end{aligned} \tag{4.24}$$

dimana $\mathbf{u}_{\setminus i}$ adalah matrik \mathbf{u} tanpa elemen vektor \mathbf{u}_i .

d. *Full conditional posterior distribution* untuk $\boldsymbol{\tau}_u$:

$$\begin{aligned}
 f(\boldsymbol{\tau}_u | \hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_\varepsilon) \\
 &= \prod_{i=1}^m |\boldsymbol{\tau}_u|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)^T \boldsymbol{\tau}_u (\mathbf{u}_i - \boldsymbol{\mu}_u)} \\
 &\quad \times |\boldsymbol{\tau}_u|^{(v_u - 2 - 1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_u \mathbf{R}_u)}
 \end{aligned} \tag{4.25}$$

e. *Full conditional posterior distribution* untuk $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}$:

$$\begin{aligned}
 f(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} | \hat{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{B}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon \setminus i}, \boldsymbol{\tau}_u) \\
 &= |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}(\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))^T \boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} (\hat{\boldsymbol{\theta}}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{B} + \mathbf{u}_i))} |\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}|^{(v_{\varepsilon} - 2 - 1)} e^{-\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i} \mathbf{R}_{\varepsilon})}
 \end{aligned} \tag{4.26}$$

dimana $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon \setminus i}$ adalah matrik $\boldsymbol{\tau}_\varepsilon$ tanpa elemen $\boldsymbol{\tau}_{\varepsilon_i}$.

Proses selanjutnya adalah estimasi parameter pada model bivariat FH dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling* berdasarkan *full conditional posterior* dari setiap parameter yang telah diperoleh diatas yang akan dibahas pada sub bab 4.3.3.

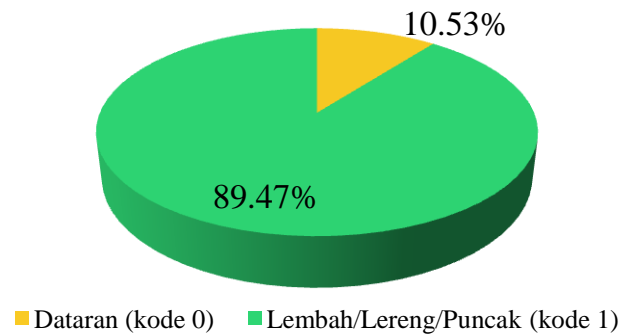
4.3 Penerapan Estimasi dengan SAE Pendekatan HB

4.3.1 Karakteristik Variabel Prediktor

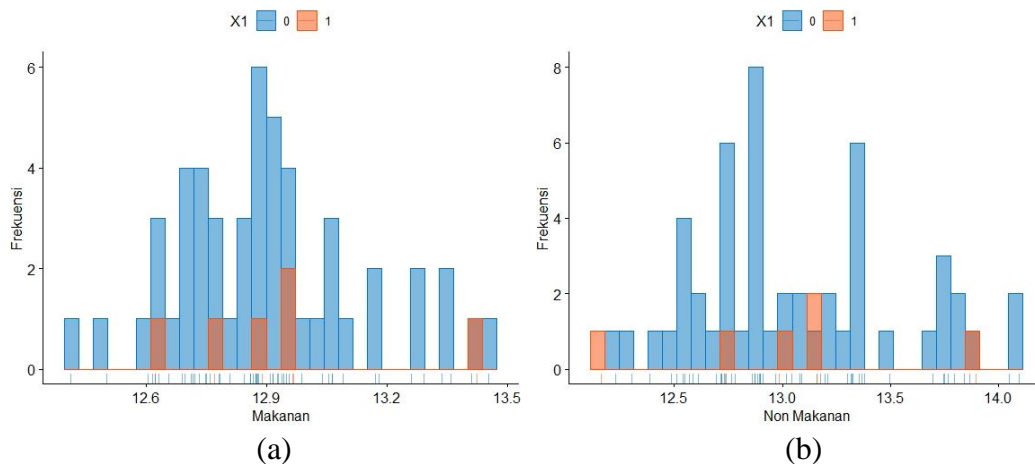
Performa estimasi dengan SAE sangat bergantung terhadap variabel prediktor yang digunakan. Berikut akan dibahas karakteristik variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini. Data yang digunakan pada penelitian ini, baik variabel respon maupun prediktor, disajikan pada Lampiran 3. Dari sebanyak 13 variabel prediktor yang digunakan, terdapat satu variabel yang bertipe kategorik, yaitu variabel topografi utama kecamatan. Sedangkan lainnya merupakan variabel bertipe numerik.

Dari 57 kecamatan yang ada di Provinsi Bali, terdapat 6 kecamatan (10,53 persen) dengan topografi utama berupa lembah/lereng/puncak gunung dan sisanya, 51 kecamatan (89,47 persen) memiliki topografi utama berupa dataran (Gambar 4.15). Apabila dilihat distribusi data dari masing-masing variabel respon menurut topografi utama kecamatan, terlihat bahwa kecamatan-kecamatan yang memiliki topografi utama di lembah/lereng/puncak (kode 1) memiliki nilai rata-

rata pengeluaran per kapita per bulan (dalam bentuk \ln) yang merata atau cenderung tidak mengelompok pada nilai tertentu, baik untuk komoditi makanan (Gambar 4.16 (a)) maupun non makanan (Gambar 4.16 (b)).



Gambar 4.15. Persentase Kecamatan di Provinsi Bali Menurut Topografi Utama



Gambar 4.16. Histogram Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) menurut Topografi Utama

Pada Tabel 4.1 ditampilkan statistik deskriptif variabel penyerta dari 57 kecamatan yang ada di Provinsi Bali. Dimana terdapat tiga jenis satuan pada variabel penyerta tersebut, yaitu satuan secara umum pada variabel rata-rata jumlah ART (X_2); satuan proporsi pada variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian (X_3), proporsi keluarga pengguna listrik (X_4), proporsi keluarga di permukiman kumuh (X_5), proporsi warga penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir (X_9), proporsi warga penerima kartu Jaminan Kesehatan (X_{10}) dan proporsi penyandang cacat (X_{12}); serta satuan rasio per 1.000 penduduk pada variabel rasio SD/MI (X_6), rasio SMP/MTs (X_7), rasio tenaga

kesehatan (X_8), rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dalam satu kecamatan (X_{11}) dan rasio industri mikro kecil (X_{13}).

Tabel 4.1. Statistik Deskriptif Variabel Prediktor

Variabel	Rata-rata	Minimum	Maximum	Standar Deviasi	Varian
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
X_2	3,7484	2,7885	4,9310	0,4620	0,2135
X_3^*	0,7202	0,0000	1,0000	0,3240	0,1050
X_4^*	0,99213	0,89501	1,00000	0,02150	0,00046
X_5^*	0,001644	0,000000	0,024146	0,005115	0,000026
X_6^{**}	0,6815	0,2803	1,1586	0,1631	0,0266
X_7^{**}	0,10741	0,05977	0,17705	0,02580	0,00067
X_8^{**}	1,630	0,401	4,028	0,894	0,799
X_9^*	0,000013	0,000000	0,000089	0,000021	0,000000
X_{10}^*	0,2703	0,0063	0,8635	0,1933	0,0374
X_{11}^{**}	49,41	5,18	121,70	28,09	788,86
X_{12}^*	0,005577	0,000301	0,009930	0,002287	0,000005
X_{13}^{**}	15,02	1,36	74,06	14,37	206,41

Keterangan : * proporsi, ** rasio per 1000 penduduk

Terdapat beberapa variabel prediktor yang memiliki nilai minimum sebesar 0, yaitu variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian (X_3), proporsi keluarga di permukiman kumuh (X_5) dan proporsi warga penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir (X_9). Hal tersebut berarti bahwa ada kecamatan dimana desa yang termasuk didalamnya tidak ada yang memiliki penghasilan utama dari sektor pertanian, ada kecamatan dimana tidak ada satu pun keluarga di dalamnya yang tinggal di permukiman kumuh dan ada kecamatan dimana tidak ada satu pun warganya yang menderita gizi buruk selama tiga tahun terakhir.

Selain itu, terdapat variabel prediktor yang bernilai 1, yaitu variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian (X_3) dan proporsi keluarga pengguna listrik (X_4). Hal tersebut berarti bahwa ada kecamatan dimana desa yang termasuk didalamnya seluruhnya memiliki penghasilan utama dari sektor pertanian dan ada kecamatan dimana seluruh keluarga yang ada di dalamnya sudah menggunakan listrik. Dilihat dari nilai variannya, variabel prediktor yang memiliki varian terbesar adalah variabel rasio surat miskin/SKTM

yang dikeluarkan dalam satu kecamatan (X_{11}). Sedangkan varian terkecil, yaitu mendekati 0, dimiliki oleh variabel proporsi warga penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir (X_9).

Pengujian asumsi multikolinieritas merupakan proses penting sebelum masuk pada proses pemodelan, dimana pada uji ini akan diidentifikasi apakah suatu variabel sudah bisa diwakili oleh variabel lainnya dalam model sebagai indikasi adanya multikolinieritas. Hasil pengujian asumsi multikolinieritas pada setiap variabel prediktor menunjukkan bahwa tidak ada pelanggaran asumsi multikolinieritas, terlihat dari nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) setiap variabel yang tidak sama atau lebih dari 10 (Tabel 4.2). Dimana nilai VIF tertinggi, sebesar 4,2582 dimiliki oleh variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian (X_3), diikuti oleh variabel rasio SD/MI (X_6) dan proporsi penyandang cacat (X_{12}) masing-masing dengan nilai VIF sebesar 3,9483 dan 2,9035.

Tabel 4.2. Nilai VIF Variabel Prediktor

Variabel	VIF	Variabel	VIF
(1)	(2)	(1)	(2)
X_2	1,3617	X_8	1,3483
X_3	4,2582	X_9	1,1777
X_4	1,1903	X_{10}	1,5534
X_5	1,5427	X_{11}	1,9134
X_6	3,9483	X_{12}	2,9035
X_7	1,3083	X_{13}	1,4151

Korelasi antar variabel prediktor juga dapat digunakan sebagai indikator adanya keterkaitan antar variabel prediktor. Tabel 4.3 menunjukkan bahwa sebaian besar variabel bebas saling berkaitan, hanya variabel rata-rata jumlah ART (X_2) dan proporsi warga penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir (X_9) saja yang tidak signifikan berkorelasi dengan variabel prediktor lainnya. Variabel yang paling banyak berkorelasi signifikan dengan variabel lainnya yaitu variabel rasio SD/MI (X_6) dan variabel proporsi penyandang cacat (X_{12}) yang masing-masing berkorelasi dengan enam variabel prediktor lainnya. Kemudian diikuti oleh variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor

pertanian (X_3), proporsi keluarga di permukiman kumuh (X_5) dan rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dalam satu kecamatan (X_{11}) yang masing-masing berkorelasi signifikan dengan lima variabel prediktor lainnya.

Tabel 4.3. Ringkasan Korelasi Signifikan antar Variabel Prediktor

Variabel	Berkorelasi Signifikan	Variabel	Berkorelasi Signifikan
(1)	(2)	(1)	(2)
X_2	-	X_8	X_4
X_3	$X_5, X_6, X_{10}, X_{11}, X_{12}$	X_9	-
X_4	X_8, X_{11}	X_{10}	X_3, X_5, X_6, X_{12}
X_5	$X_3, X_6, X_{10}, X_{11}, X_{12}$	X_{11}	$X_3, X_4, X_5, X_6, X_{12}$
X_6	$X_3, X_5, X_7, X_{10}, X_{11}, X_{12}$	X_{12}	$X_3, X_5, X_6, X_{10}, X_{11}, X_{13}$
X_7	X_6	X_{13}	X_{12}

Nilai korelasi antar variabel prediktor secara lengkap disajikan pada Lampiran 4. Apabila dilihat menurut besarnya korelasi maka korelasi terbesar adalah 0,81 yang diperoleh dari hubungan variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian (X_3) dan variabel rasio SD/MI (X_6). Kemudian diikuti oleh korelasi antara variabel rasio SD/MI (X_6) dan variabel proporsi penyandang cacat (X_{12}), yaitu sebesar 0,70. Sedangkan korelasi terkecil adalah sebesar -0,27 yang diperoleh dari hubungan antara variabel proporsi keluarga pengguna listrik (X_4) dan variabel rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dalam satu kecamatan (X_{11}) serta variabel proporsi keluarga di permukiman kumuh (X_5) dan variabel rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dalam satu kecamatan (X_{11}).

4.3.2 Penerapan SAE Model Univariat FH Metode HB

Pada tahap ini akan dilakukan proses estimasi parameter dalam model univariat FH metode HB dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling* berdasarkan spesifikasi yang telah dijelaskan pada sub bab 2.6 serta struktur hirarki parameter dalam DAG dan *full conditional distribution* dari setiap parameter yang telah diperoleh pada sub bab 4.2.1. Hal pertama yang dilakukan adalah menentukan nilai parameter dari distribusi prior dalam model (parameter konstan dalam DAG) dengan rincian:

- a. Prior $\beta_k \sim N(\mu_{\beta_k}, \tau_{\beta_k}^{-1})$, dengan parameter $\mu_{\beta_k} = \hat{\beta}_k$ dan $\tau_{\beta_k} = \frac{1}{(se(\hat{\beta}_k))^2}$

diperoleh dari regresi linier berganda sebagai berikut:

Tabel 4.4. Nilai Parameter Distribusi Prior β_{k1} dan β_{k2} Hasil Estimasi Regresi Linier Berganda

k	Makanan			Non Makanan		
	$\hat{\beta}_{k1}$	$se(\hat{\beta}_{k1})$	$\tau_{\beta_{k1}}$	$\hat{\beta}_{k2}$	$se(\hat{\beta}_{k2})$	$\tau_{\beta_{k2}}$
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
0	12,69	1,06	0,8900	12,41	2,5	0,1600
1	0,0617	0,0863	134,2698	0,11	0,204	24,0292
2	-0,0374	0,0519	371,2490	0,178	0,123	66,0982
3	-0,381	0,142	49,5933	-0,552	0,335	8,9107
4	0,85	1,04	0,9246	0,9	2,47	0,1639
5	6,66	5,01	0,0398	5	11,8	0,0072
6	-0,293	0,262	14,5679	-0,296	0,619	2,6099
7	-0,266	0,94	1,1317	-1,33	2,22	0,2029
8	-0,0101	0,0286	1222,5537	0,0304	0,0675	219,4787
9	-1111	1078	0,0000	-2880	2548	0,0000
10	0,013	0,132	57,3921	-0,166	0,311	10,3390
11	-0,00221	0,001	1000000,0000	-0,00505	0,00236	179546,1074
12	34,2	15,4	0,0042	24,6	36,3	0,0008
13	-0,00371	0,00175	326530,6122	-0,00349	0,00413	58627,3004

Hasil lengkap regresi linier berganda masing-masing untuk variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan masing-masing disajikan pada Lampiran 5 dan Lampiran 6.

- b. Prior $u_i \sim N(\mu_u, \tau_u^{-1})$, dengan parameter $\mu_u = 0$.
- c. Hyperprior $\tau_u \sim G(a_u, b_u)$, dengan hyperparameter $a_u = 0,01$ dan $b_u = 0.01$ (Ntzoufras, 2009).
- d. Prior $\tau_{\varepsilon_i} \sim G(a_{\varepsilon}, b_{\varepsilon})$, dengan parameter $a_u = 0,01$ dan $b_u = 0.01$ (Ntzoufras, 2009).

Selanjutnya menuliskan *syntax* model dengan format WinBUGS sesuai spesifikasi dan nilai parameter distribusi prior yang dijelaskan sebelumnya, masing-masing untuk model rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan. *Syntax* model untuk kedua komoditi tersebut masing-masing disajikan pada Lampiran 7 dan Lampiran 8. Kemudian kita akan beralih ke RStudio dengan package R2WinBUGS untuk melakukan *load* data, yaitu data variabel respon dan prediktor, menentukan jumlah Rantai Markov (*chain*), total

iterasi, iterasi untuk *burnin period* dan *thin*, menentukan *initial value* sebagai nilai awal setiap parameter pada Rantai Markov serta melakukan proses estimasi dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling* dengan *syntax* dalam format RStudio disajikan pada Lampiran 9 dan Lampiran 10.

Jumlah *chain* yang digunakan adalah sebanyak 2 dengan jumlah iterasi setiap chain adalah 21.000, dimana sebanyak 1.000 iterasi untuk *burnin period* dan 20.000 iterasi untuk analisis posterior. Sehingga total iterasi untuk *burnin period* dan analisis posterior masing-masing adalah 2.000 dan 40.000 iterasi untuk setiap parameter. Penentuan jumlah iterasi tersebut diperoleh dari beberapa kali proses percobaan dimulai dengan jumlah iterasi yang relatif kecil sampai konvergensi telah tercapai. Penentuan jumlah chain lebih dari satu merupakan suatu syarat untuk dapat melakukan uji konvergensi secara formal dengan menghitung faktor *scale reduction* (\hat{R}). Kemudian menjalankan proses estimasi dengan MCMC algoritma *Gibbs Sampling* sebagai berikut:

1. Menentukan *initial value* setiap parameter pada setiap *chain* yang akan diestimasi pada saat $t = 0$, dengan rincian:

$$\beta_k, k = 0, 1, 2, \dots, p \text{ dengan } \beta_k^{(0)} = 0$$

$$u_i, i = 1, 2, \dots, 57 \text{ dengan } u_i^{(0)} = 0$$

$$\tau_u \text{ dengan } \tau_u^{(0)} = 1$$

$$\tau_{\varepsilon_i}, i = 1, 2, \dots, 57 \text{ dengan } \tau_{\varepsilon_i}^{(0)} = 1$$

2. Membangkitkan sampel (nilai parameter) dari *full conditional distribution* dengan menjalankan iterasi dari $t = 1$ sampai 21.000 iterasi pada setiap *chain*,

Membangkitkan $\beta_k^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.9

Membangkitkan $u_i^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.10

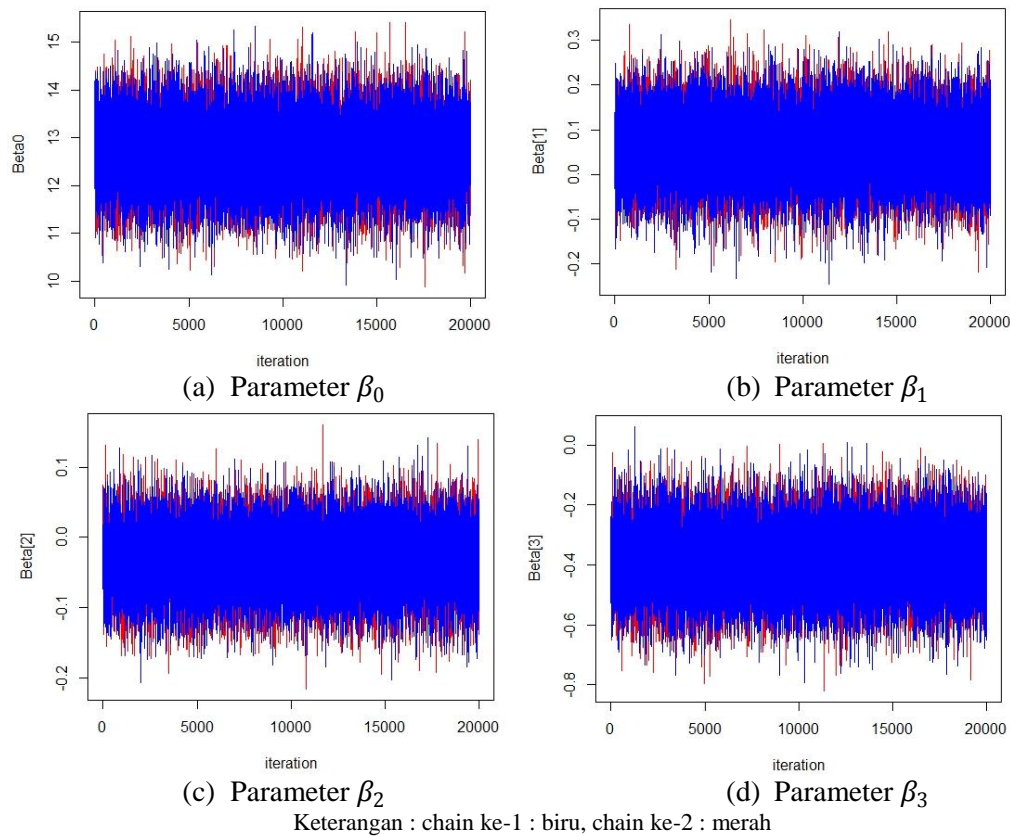
Membangkitkan $\tau_u^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.11

Membangkitkan $\tau_{\varepsilon_i}^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.12

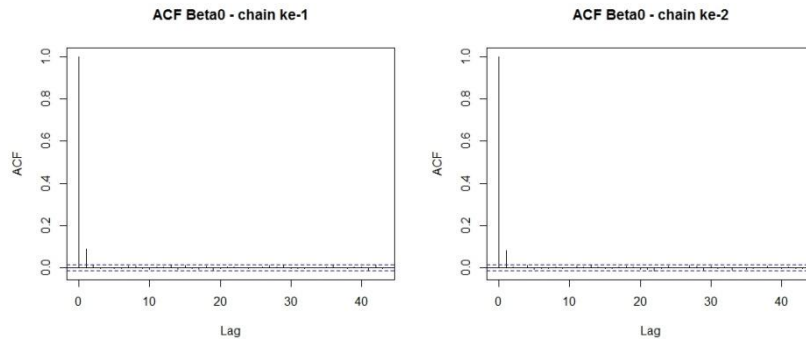
3. Memotong iterasi *burnin period*, yaitu iterasi ke-1 sampai 1.000 pada setiap *chain*.

4. Melakukan analisis terhadap posterior setiap parameter menggunakan iterasi ke-1.001 sampai 21.000 pada setiap *chain*. Hasil estimasi setiap parameter merupakan *posterior mean* dan varian estimasi merupakan *posterior variance* dari parameter bersangkutan.

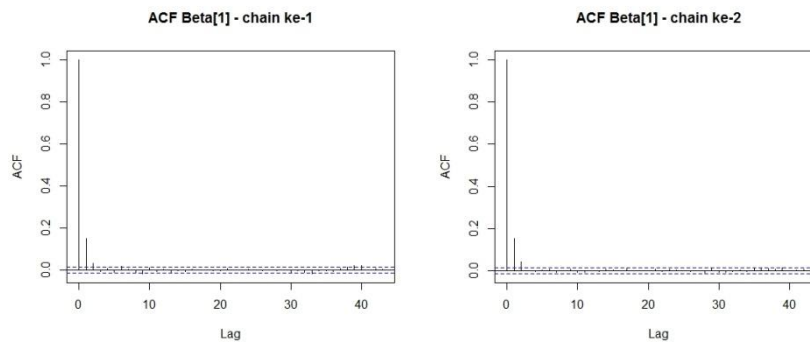
Berikut disajikan secara lengkap hasil proses estimasi dengan MCMC untuk model univariat FH komoditi makanan. Pertama, pemeriksaan konvergensi secara visual untuk beberapa parameter pada Gambar 4.17 dan Gambar 4.18 dengan *traceplot* yang menunjukkan bahwa grafik dari rantai Markov memiliki pola acak dan stabil pada mean tertentu serta plot autokorelasi menunjukkan pola turun cepat atau *cut off* pada lag awal.



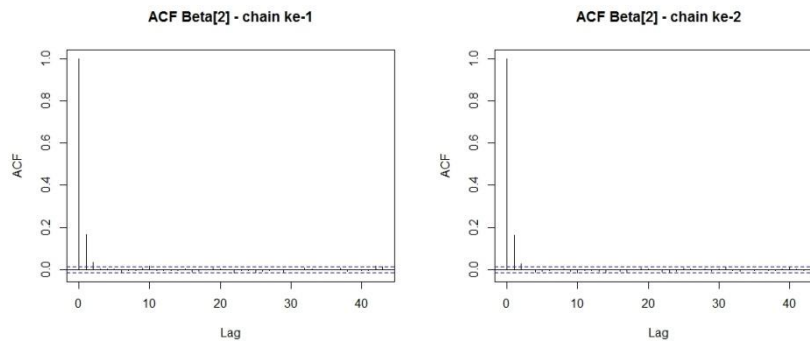
Gambar 4.17. *Trace plot* Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH - Komoditi Makanan



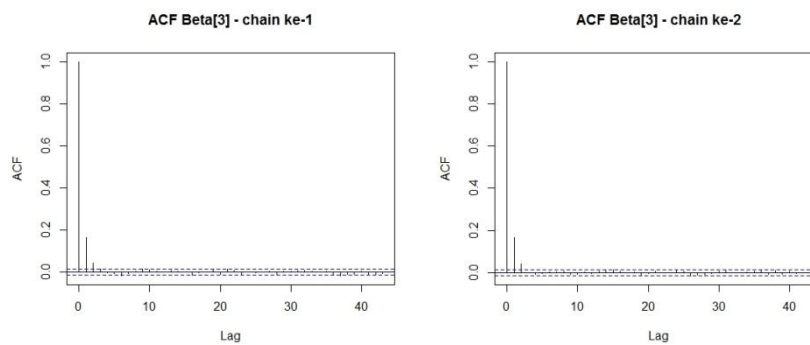
(a) Parameter β_0



(b) Parameter β_1



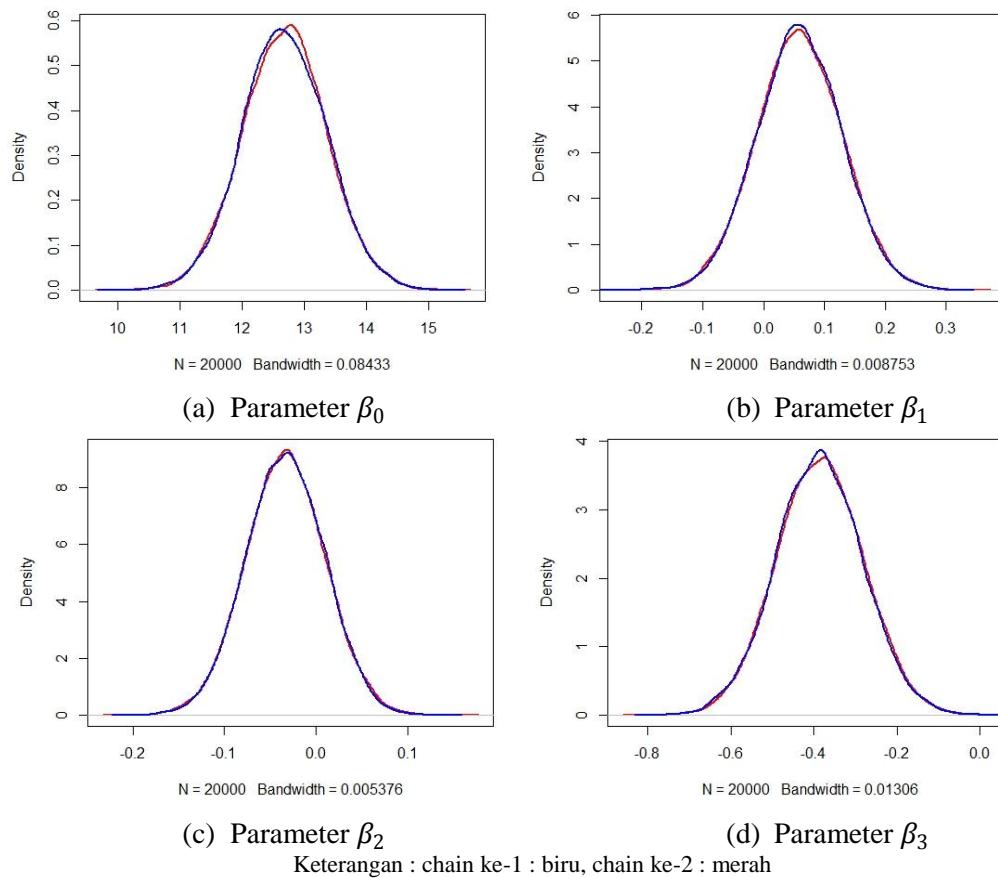
(c) Parameter β_2



(d) Parameter β_3

Gambar 4.18. Plot Autokorelasi Parameter β_0 - β_3 Model Univariat FH - Komoditi Makanan

Density plot dari distribusi posterior parameter β_0 - β_3 dalam model univariat FH komoditi makanan pada Gambar 4.19 juga secara visual telah mengikuti distribusi normal, sama dengan distribusi prior yang digunakan. Tampak *density plot* dari kedua *chain* pada setiap parameter saling berhimpit satu sama lain yang menandakan bahwa rantai Markov telah konvergen. *Trace plot*, plot autokorelasi dan *density plot* untuk seluruh parameter dalam model univariat FH komoditi makanan disajikan pada Lampiran 11.



Gambar 4.19. *Density Plot* Distribusi Posterior Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH - Komoditi Makanan

Cara kedua untuk memeriksa konvergensi adalah menghitung persentase MC *error* terhadap standar deviasi posterior dari setiap parameter. Tabel 4.5 kolom (8) menunjukkan bahwa persentase MC *error* terhadap standar deviasi posterior tidak ada yang bernilai 5 persen atau lebih hal tersebut menunjukkan kondisi konvergensi telah tercapai. Hasil pengujian secara formal Tabel 4.5 kolom

(9) menunjukkan bahwa nilai R^2 dari setiap parameter sudah mendekati nilai 1 yang menandakan bahwa kondisi konvergensi sudah tercapai.

Ringkasan hasil estimasi yang diperoleh dari analisis terhadap distribusi posterior parameter β_k dan μ_i disajikan pada Tabel 4.5. Dimana μ_i adalah hasil estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dalam bentuk \ln . Hasil estimasi secara lengkap disajikan pada Lampiran 12.

Tabel 4.5. Ringkasan Hasil Estimasi Model Univariat FH – Komoditi Makanan

Par.	Mean	sd	MC error	2.50%	Median	97.50%	$\left(\frac{MCE}{sd}\right)100\%$	Rhat
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
β_0	12,68	0,6791	0,003919	11,35	12,68	14,02	0,58	1,00
β_1	0,05891	0,07018	4,30E-04	-0,07892	0,05868	0,1964	0,61	1,00
β_2	-0,03334	0,04306	2,49E-04	-0,1178	-0,03326	0,05076	0,58	1,00
β_3	-0,3858	0,105	6,29E-04	-0,5911	-0,386	-0,1798	0,60	1,00
β_4	0,863	0,6757	0,003837	-0,4651	0,8656	2,189	0,57	1,00
β_5	6,29	4,182	0,0209	-1,91	6,232	14,61	0,50	1,00
β_6	-0,3045	0,203	0,001068	-0,705	-0,3032	0,09061	0,53	1,00
β_7	-0,2242	0,821	0,004655	-1,836	-0,2233	1,382	0,57	1,00
β_8	-0,01194	0,02386	1,53E-04	-0,05879	-0,01181	0,0349	0,64	1,00
β_9	-1099	908,7	5,153	-2893	-1087	678,6	0,57	1,00
β_{10}	0,01049	0,1139	6,83E-04	-0,2157	0,01064	0,2332	0,60	1,00
β_{11}	-0,00213	8,33E-04	5,08E-06	-0,00379	-0,00213	-5,18E-04	0,61	1,00
β_{12}	32,49	12,63	0,08019	7,57	32,55	57,21	0,63	1,00
β_{13}	-0,00373	0,001438	8,33E-06	-0,00659	-0,00373	-9,39E-04	0,58	1,00
$D(\theta)$	=	7,1340		MSPE	=	0,0263		
$D(\bar{\theta})$	=	-74,2500		MAPE	=	0,9710		
p_D	=	81,3840		RMSE	=	0,1390		
DIC	=	88,5180		$adj R^2$	=	64,4011		

Keterangan : ■ variabel signifikan

Berdasarkan selang 95% *credible interval* distribusi posterior untuk parameter β_k pada tabel diatas, terdapat empat variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan (dalam bentuk \ln) karena tidak mengandung nilai 0 dalam selang, yaitu variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian, rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dalam suatu kecamatan dan rasio industri mikro kecil per 1.000 penduduk dengan pengaruh negatif serta proporsi penyandang cacat dengan pengaruh positif.

Oleh karena variabel respon dalam bentuk \ln , maka interpretasi perubahan variabel respon adalah dalam bentuk persentase. Untuk variabel

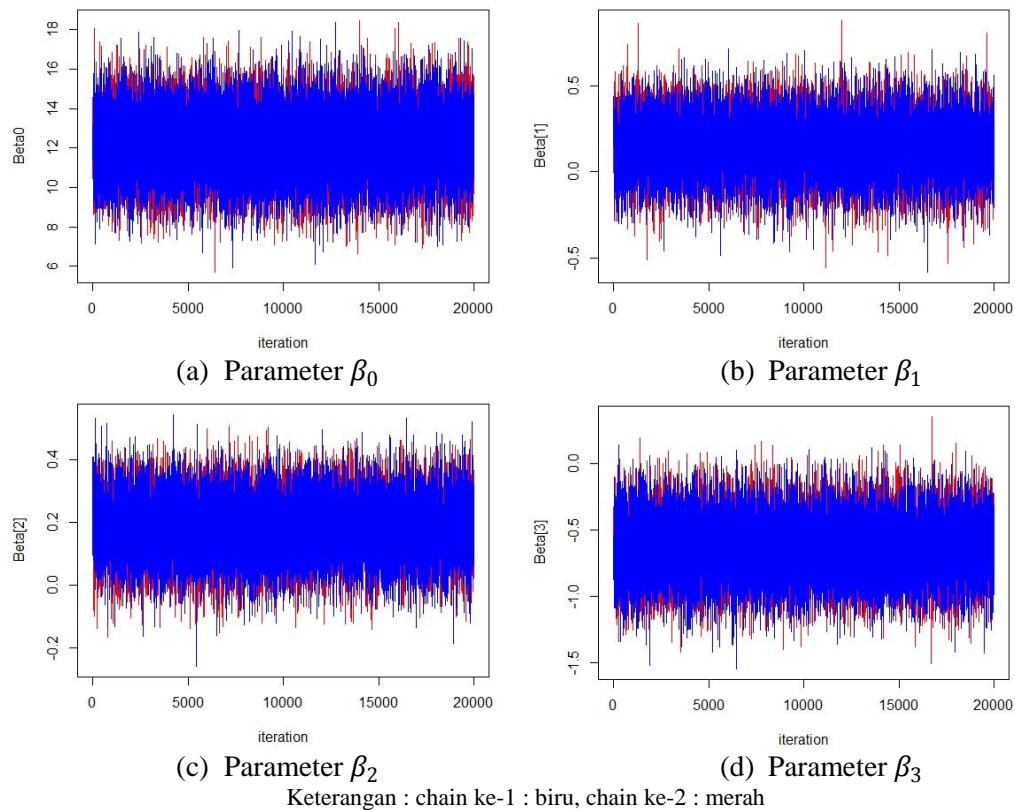
proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian, kenaikan pada variabel ini sebesar 1 persen akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebanyak 0,3858 persen. Artinya, suatu wilayah yang perekonomiannya mengandalkan sektor pertanian cenderung memberikan efek negatif terhadap nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan di wilayah tersebut. Kenaikan nilai variabel rasio surat miskin/SKTM sebanyak 1 satuan akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebanyak 0,0021 persen. Jumlah surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dalam satu kecamatan merupakan proksi dari jumlah penduduk yang miskin. Sehingga semakin banyak jumlah surat miskin/SKTM yang dikeluarkan menunjukkan semakin banyaknya jumlah penduduk miskin tercermin dari rendahnya nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan pada kecamatan tersebut.

Kenaikan nilai variabel rasio industri mikro kecil sebanyak 1 satuan akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebanyak 0,0037 persen. Artinya semakin banyak jumlah industri skala mikro dan kecil di suatu kecamatan akan memberikan efek negatif pada nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan. Hal tersebut diakibatkan karena secara umum industri skala mikro dan kecil di Provinsi Bali menghasilkan produk berupa makanan. Oleh karena kebutuhan makanan dapat dipenuhi dari wilayah sendiri mengakibatkan harganya relatif lebih murah sehingga nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan di kecamatan tersebut menjadi lebih rendah. Kenaikan variabel proporsi penyandang cacat sebanyak 1 persen akan meningkatkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebanyak 32,49 persen.

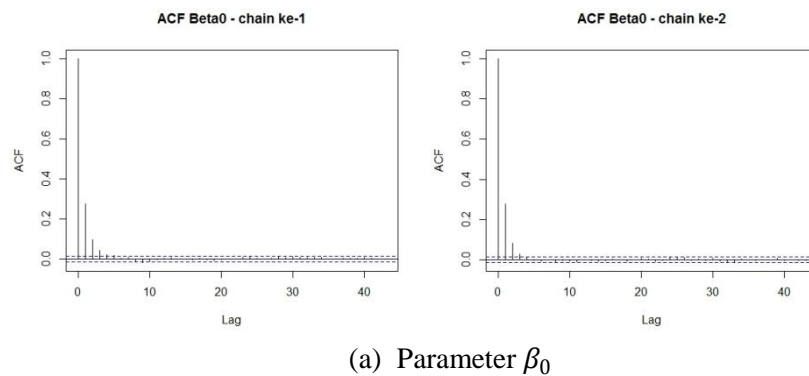
Sebagai kriteria kebaikan suatu model, nilai DIC yang dihasilkan adalah sebesar 88,5180 yang terdiri dari komponen kebaikan model, $\overline{D(\theta)}$, sebesar 7,1340 dan komponen kompleksitas model, p_D , sebesar 81,3840. Nilai *adjusted R²* yang dihasilkan sebesar 64,4011 artinya variabel prediktor yang digunakan dalam model sudah dapat menjelaskan sebanyak 64,4011 persen keragaman pada variabel respon. Selain itu sebagai

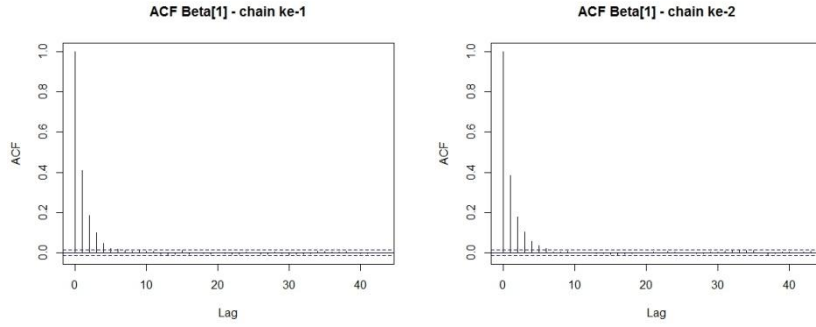
kriteria kebaikan model juga dihitung nilai MSPE, MAPE dan RMSE dengan nilai masing-masing sebesar 0,0263, 0,9710 persen dan 0,1390.

Berikut ini adalah hasil estimasi untuk model univariat FH komoditi non makanan. Pemeriksaan konvergensi secara visual pada Gambar 4.20 dan Gambar 4.21 dengan *traceplot* menunjukkan bahwa grafik dari rantai Markov memiliki pola acak dan stabil pada mean tertentu serta plot autokorelasi menunjukkan pola turun cepat atau *cut off* pada lag awal.

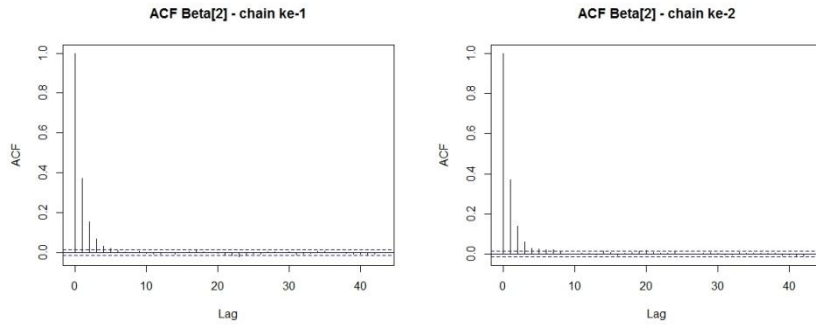


Gambar 4.20. *Trace plot* Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan

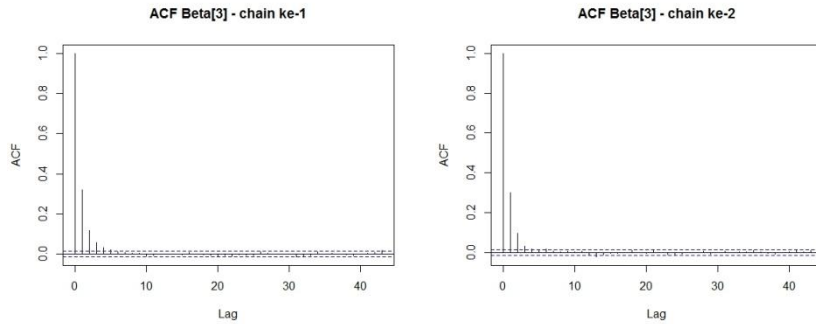




(b) Parameter β_1



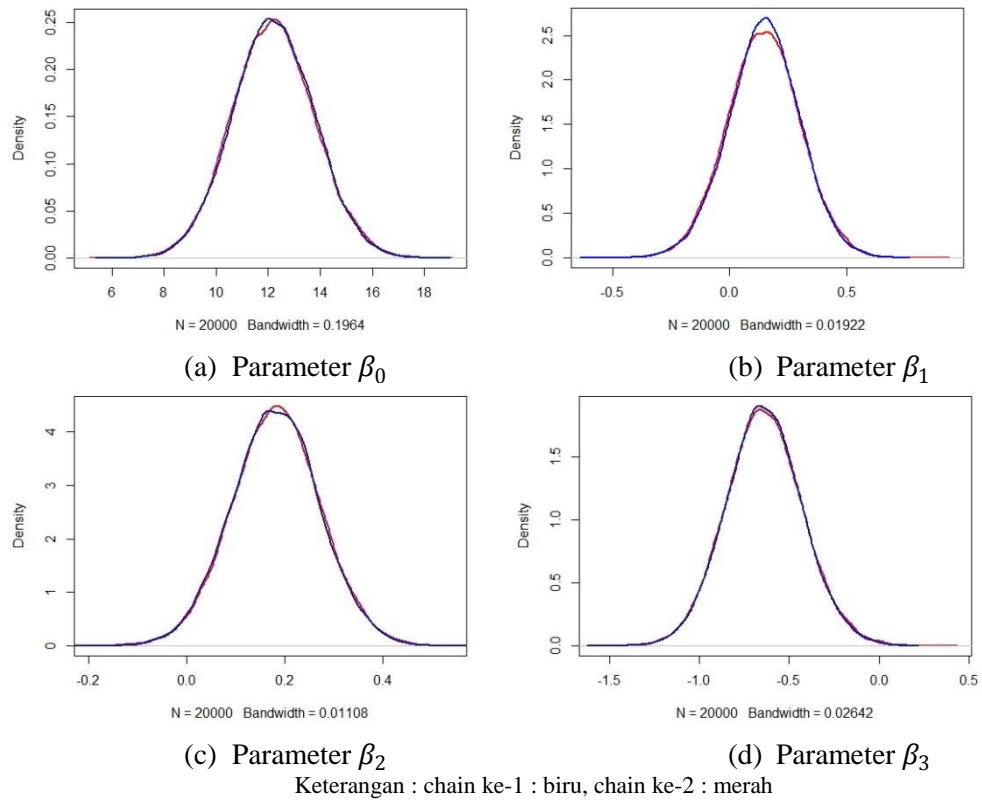
(c) Parameter β_2



(d) Parameter β_3

Gambar 4.21. Plot Autokorelasi dari Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan

Density plot dari distribusi posterior parameter $\beta_0 - \beta_3$ pada Gambar 4.22 juga secara visual telah mengikuti distribusi normal, sama dengan distribusi prior yang digunakan, dan saling berhimpit satu sama lain yang menandakan bahwa rantai Markov telah konvergen. *Trace plot*, plot autokorelasi dan *density plot* untuk seluruh parameter model univariat FH komoditi non makanan disajikan pada Lampiran 13.



Gambar 4.22. *Density* Plot Distribusi Posterior Parameter $\beta_0 - \beta_3$ Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan

Tabel 4.6. Ringkasan Hasil Estimasi Model Univariat FH – Komoditi Non Makanan

Par.	Mean	sd	MC error	2.50%	Median	97.50%	$\left(\frac{MC\ error}{sd}\right)100\%$	Rhat
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
β_0	12,21	1,573	0,01083	9,146	12,19	15,33	0,69	1,00
β_1	0,1462	0,1542	0,00124	-0,1577	0,1476	0,447	0,80	1,00
β_2	0,1819	0,08975	7,27E-04	0,005454	0,1821	0,359	0,81	1,00
β_3	-0,639	0,2128	0,001546	-1,051	-0,6415	-0,2113	0,73	1,00
β_4	1,051	1,554	0,01073	-2,027	1,066	4,071	0,69	1,00
β_5	3,965	8,267	0,05759	-12,39	3,995	20,16	0,70	1,00
β_6	-0,2917	0,4215	0,00331	-1,135	-0,2859	0,5144	0,79	1,00
β_7	-0,9802	1,634	0,0123	-4,168	-0,9915	2,269	0,75	1,00
β_8	0,03216	0,04627	3,50E-04	-0,05803	0,03186	0,1237	0,76	1,00
β_9	-3066	1751	12,23	-6450	-3085	445,1	0,70	1,00
β_{10}	-0,191	0,233	0,001761	-0,6543	-0,1884	0,2594	0,76	1,00
β_{11}	-0,00446	0,001653	1,35E-05	-0,00775	-0,00444	-0,00127	0,82	1,00
β_{12}	32,9	26,31	0,2015	-19,87	33,27	83,77	0,77	1,00
β_{13}	-0,00452	0,00285	1,90E-05	-0,01016	-0,0045	0,001042	0,67	1,00
$\bar{D}(\theta)$	=	52,9140		MSPE	=	0,1200		
$D(\theta)$	=	-26,9860		MAPE	=	1,9345		
p_D	=	79,9000		RMSE	=	0,3399		
DIC	=	132,8150		$adj\ R^2$	=	49,4171		

Keterangan : ■ variabel signifikan

Pada Tabel 4.6 kolom (8) menunjukkan bahwa persentase MC *error* terhadap standar deviasi posterior tidak ada yang bernilai 5 persen atau lebih. Dimana hal tersebut menunjukkan kondisi konvergensi telah tercapai. Hasil pengujian formal Tabel 4.6 kolom (9) menunjukkan bahwa nilai \hat{R} dari setiap parameter sudah mendekati nilai 1 yang menandakan bahwa kondisi konvergensi sudah tercapai. Hasil estimasi yang diperoleh dari analisis terhadap distribusi posterior parameter secara lengkap disajikan pada Lampiran 14.

Berdasarkan selang 95% *credible interval* distribusi posterior untuk parameter β_k pada tabel diatas, terdapat tiga variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan (dalam bentuk \ln) karena tidak mengandung nilai 0 dalam selang, yaitu variabel rata-rata jumlah ART dengan pengaruh positif, proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian dan rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan dengan pengaruh negatif.

Jika rata-rata jumlah ART pada suatu kecamatan bertambah 1 orang maka akan meningkatkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan sebanyak 0,1819 persen. Artinya semakin banyak jumlah ART maka semakin bertambah pengeluaran untuk komoditi non makanan sehingga nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan secara umum juga meningkat. Sedangkan kenaikan pada variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian dan rasio surat miskin/SKTM yang dikeluarkan suatu kecamatan akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan masing-masing sebanyak 0,6390 persen dan 0,0045 persen. Kedua variabel tersebut memiliki pengaruh yang sama seperti pada model univariat FH komoditi makanan.

Nilai DIC yang dihasilkan adalah sebesar 132,8150 yang terdiri dari komponen kebaikan model, $\overline{D(\theta)}$, sebesar 52,9140 dan komponen kompleksitas model, p_D , sebesar 79,9000. Nilai *adjusted R*² yang dihasilkan sebesar 49,4171 artinya variabel prediktor yang digunakan dalam model sudah dapat menjelaskan sebanyak 49,4171 persen keragaman pada variabel respon serta nilai MSPE,

MAPE dan RMSE yang dihasilkan dengan nilai masing-masing sebesar 0,1200, 1,9345 persen dan 0,3399.

4.3.3 Penerapan SAE Model Bivariat FH Metode HB

Sebelum proses estimasi model bivariat FH untuk komoditi makanan dan non makanan, terlebih dahulu akan diukur korelasi antara dua variabel respon dalam model serta uji signifikansi korelasi tersebut. Hasil uji korelasi Pearson pada Lampiran 4 menunjukkan bahwa besarnya korelasi antara kedua variabel respon adalah 0,85 yang menunjukkan adanya korelasi searah yang cukup tinggi. Hasil dari uji signifikansi korelasi menghasilkan nilai p-value sebesar $<0,001$ atau kurang dari $\alpha=0,05$ maka keputusannya adalah tolak H_0 dan dapat disimpulkan bahwa terdapat korelasi yang signifikan antara kedua variabel respon.

Proses estimasi parameter dalam model bivariat FH pendekatan HB dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling* dilakukan berdasarkan spesifikasi yang telah dijelaskan pada sub bab 2.7 serta struktur hirarki parameter dalam DAG dan *full conditional distribution* dari setiap parameter yang telah diperoleh pada sub bab 4.2.2. Nilai parameter dari distribusi prior dalam model bivariat (parameter konstan dalam DAG) adalah sebagai berikut:

- a. Prior $\beta_{1k} \sim N(\mu_{\beta_{1k}}, \tau_{\beta_{1k}}^{-1})$, dengan parameter $\mu_{\beta_{1k}} = \hat{\beta}_{1k}$ dan $\tau_{\beta_{1k}} = \frac{1}{(se(\hat{\beta}_{1k}))^2}$ diperoleh dari regresi linier berganda pada Tabel 4.4 kolom (2) dan (4).
- b. Prior $\beta_{2k} \sim N(\mu_{\beta_{2k}}, \tau_{\beta_{2k}}^{-1})$, dengan parameter $\mu_{\beta_{2k}} = \hat{\beta}_{2k}$ dan $\tau_{\beta_{2k}} = \frac{1}{(se(\hat{\beta}_{2k}))^2}$ juga diperoleh dari regresi linier berganda pada Tabel 4.4 kolom (5) dan (7). Penetapan parameter distribusi prior dari koefisien regresi pada model bivariat FH sama dengan parameter prior pada model univariat FH karena hasil estimasi dengan cara *frequentist* untuk model bivariat akan menghasilkan nilai estimasi yang sama dengan estimasi model univariat secara terpisah.
- c. Prior $\mathbf{u}_i \sim N_2(\boldsymbol{\mu}_u, \boldsymbol{\tau}_u^{-1})$, dengan parameter $\boldsymbol{\mu}_u = [0 \ 0]^T$.
- d. Prior $\boldsymbol{\tau}_u \sim W(\mathbf{R}_u, \nu_u)$, dengan parameter matrik skala $\mathbf{R}_u = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ matrik identitas dengan ukuran (2×2) . Sedangkan ν_u adalah derajat bebas ditetapkan sebesar $m = 57$, yaitu jumlah kecamatan.

- e. Prior $\tau_{\epsilon_i} \sim W(\mathbf{R}_{\epsilon}, v_{\epsilon})$, dengan parameter matrik skala $\mathbf{R}_{\epsilon} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ matrik identitas dengan ukuran (2×2) dan v_{ϵ} adalah derajat bebas ditetapkan sebesar $m = 57$.

Selanjutnya menuliskan *syntax* model bivariat FH (Lampiran 15) dalam format WinBUGS sesuai spesifikasi dan nilai parameter distribusi prior yang dijelaskan sebelumnya. Proses *load* data, menentukan jumlah Rantai Markov (*chain*), total iterasi, iterasi untuk *burnin period* dan *thin*, menentukan *initial value* serta melakukan proses estimasi dengan metode MCMC algoritma *Gibbs Sampling* dilakukan dengan *syntax* dalam format RStudio yang disajikan pada Lampiran 16. Proses estimasi dengan MCMC algoritma *Gibbs Sampling* secara umum sama dengan proses pada model univariat, yaitu sebagai berikut:

1. Menentukan *initial value* setiap parameter pada setiap *chain* yang akan diestimasi pada saat $t = 0$, dengan rincian:

$$\beta_{1k}, k = 0, 1, 2, \dots, p \text{ dengan } \beta_{1k}^{(0)} = 0$$

$$\beta_{2k}, k = 0, 1, 2, \dots, p \text{ dengan } \beta_{2k}^{(0)} = 0$$

$$\mathbf{u}_i, i = 1, 2, \dots, 57 \text{ dengan } \mathbf{u}_i^{(0)} = [0 \ 0]^T$$

$$\tau_u \text{ dengan } \tau_u^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\tau_{\epsilon_i}, i = 1, 2, \dots, 57 \text{ dengan } \tau_{\epsilon_i}^{(0)} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

2. Membangkitkan sampel (nilai parameter) dari *full conditional distribution* dengan menjalankan iterasi dari $t = 1$ sampai 21.000 iterasi pada setiap *chain* sama dengan jumlah iterasi pada model univariat,

Membangkitkan $\beta_{1k}^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.22

Membangkitkan $\beta_{2k}^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.23

Membangkitkan $\mathbf{u}_i^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.24

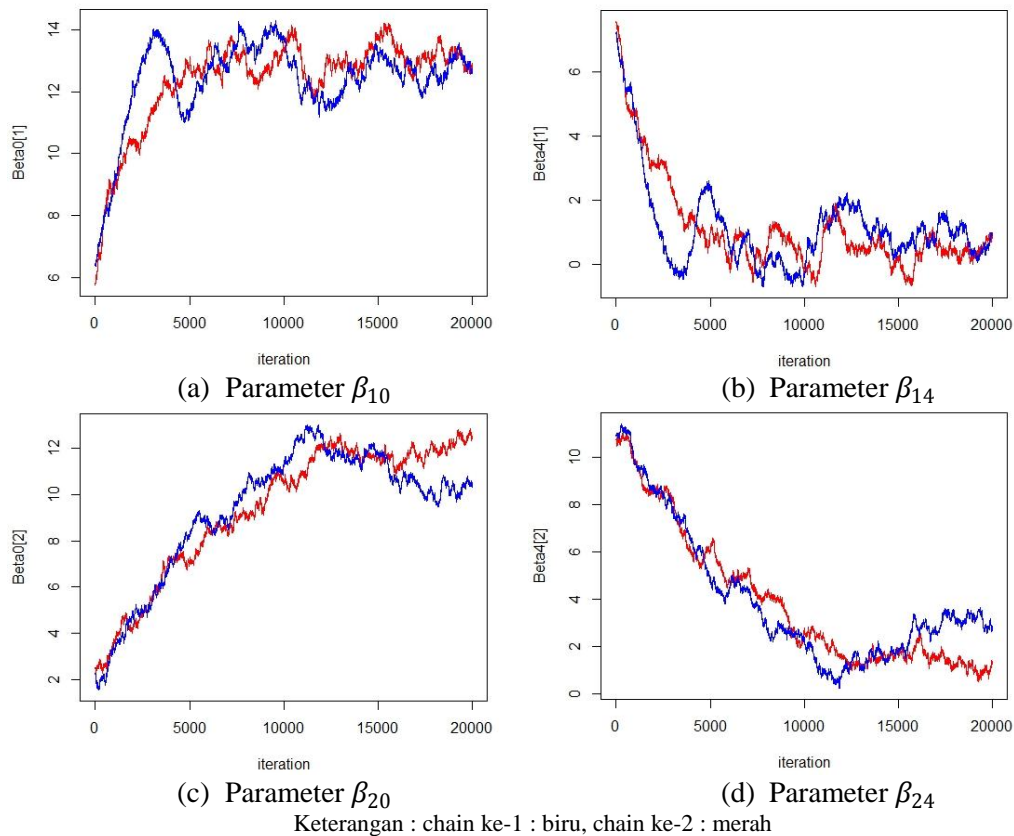
Membangkitkan $\tau_u^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.25

Membangkitkan $\tau_{\epsilon_i}^{(t)}$ dari *full conditional distribution* persamaan 4.26

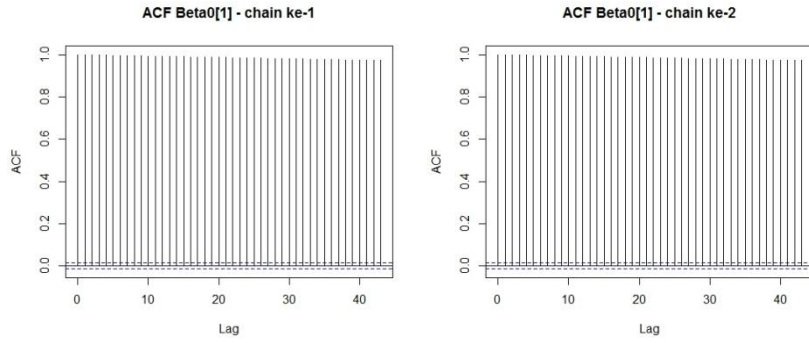
3. Memotong iterasi *burin period*, yaitu iterasi ke-1 sampai 1.000 pada setiap *chain*.

4. Melakukan analisis terhadap posterior setiap parameter menggunakan iterasi ke-1.001 sampai 21.000 pada setiap *chain*.

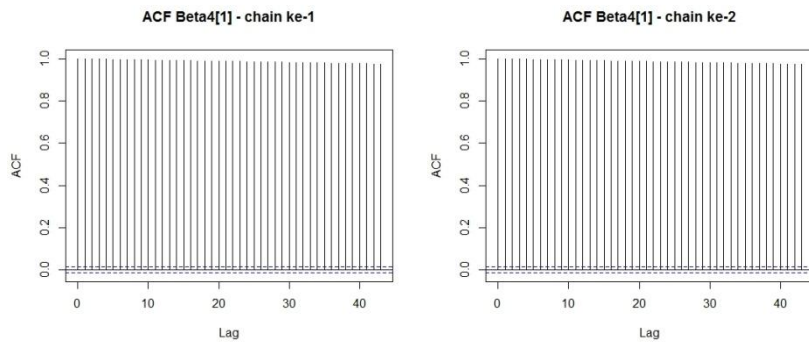
Akan tetapi hasil analisis posterior dari parameter-parameter yang ada dalam model bivariat FH menunjukkan bahwa masih ada beberapa parameter yang secara visual belum konvergen, terutama parameter β_{10} , β_{20} , β_{14} dan β_{24} . Pada Gambar 4.23 terlihat bahwa *trace plot* dari parameter-parameter tersebut tidak memiliki sifat pola acak dan stabil pada mean tertentu. Hal ini disebabkan karena tingginya autokorelasi antar rantai Markov, seperti ditunjukkan pada plot autokorelasi (Gambar 4.24) dengan pola turun sangat lambat. Sehingga *density plot* dari distribusi posterior yang dihasilkan tidak mengikuti distribusi normal seperti pada priornya, menceng kiri atau kanan serta memiliki banyak modus (*multi modal*).



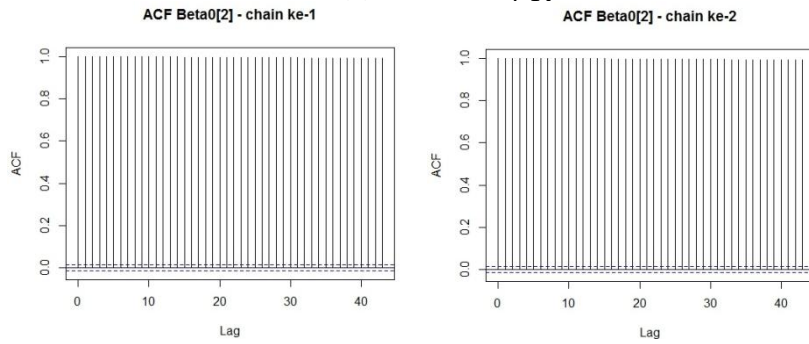
Gambar 4.23. *Trace plot* Parameter β_0 dan β_4 Komoditi Makanan dan Non Makanan yang Belum Konvergen



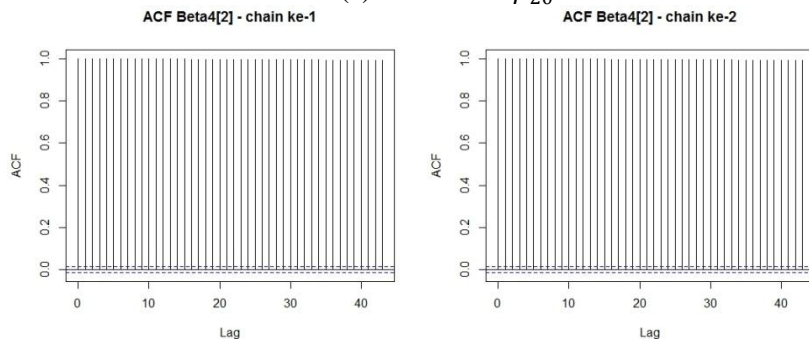
(a) Parameter β_{10}



(b) Parameter β_{14}

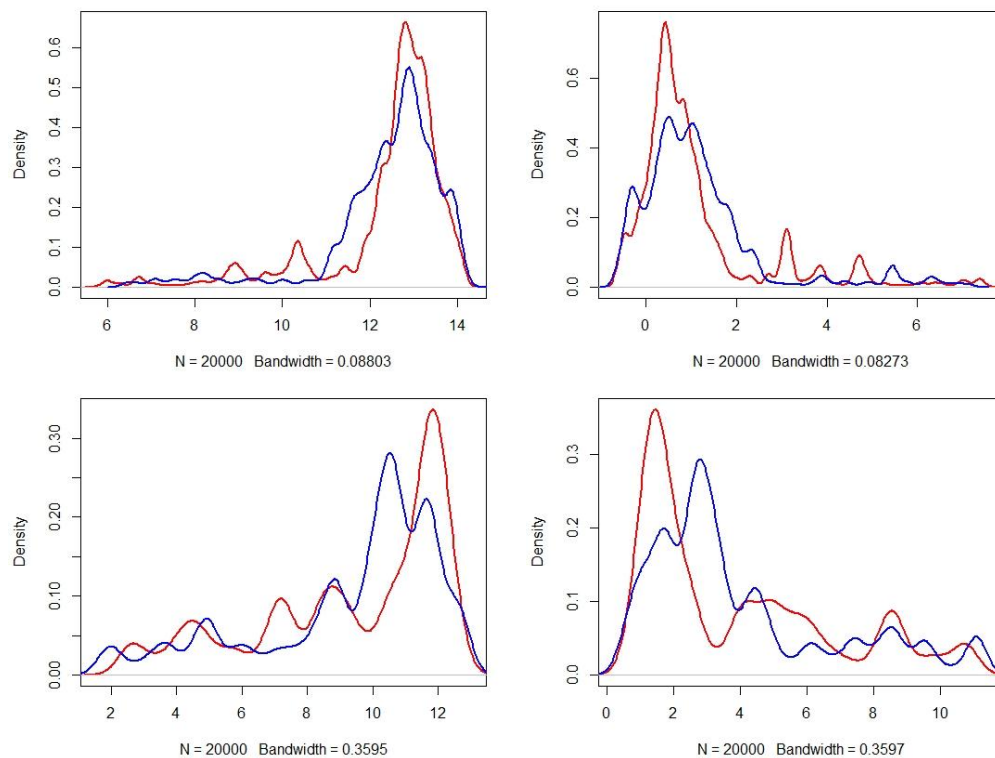


(c) Parameter β_{20}



(d) Parameter β_{24}

Gambar 4.24. Plot Autokorelasi dari Parameter β_0 dan β_4 Komoditi Makanan dan Non Makanan yang Belum Konvergen

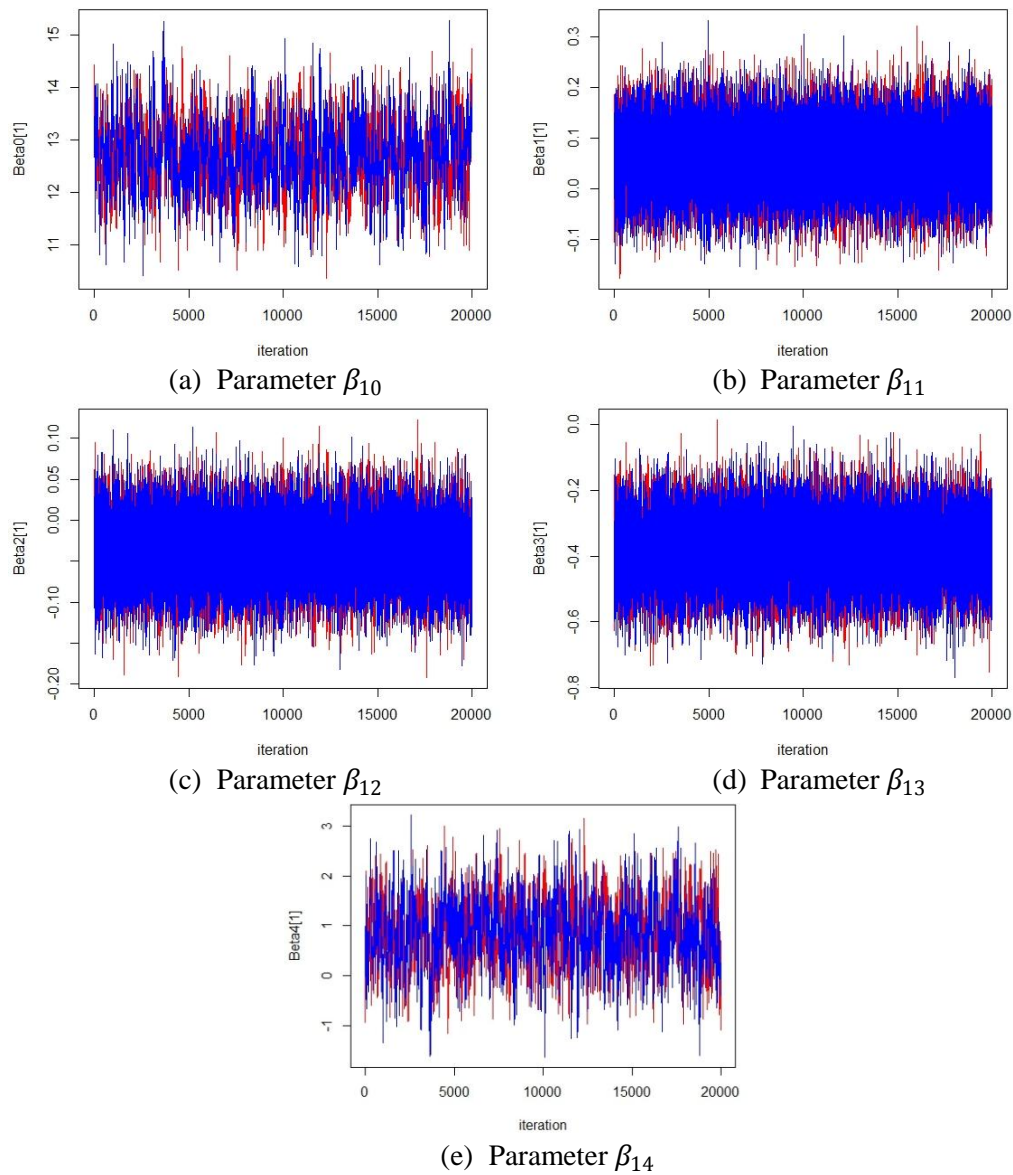


Keterangan : chain ke-1 : biru, chain ke-2 : merah

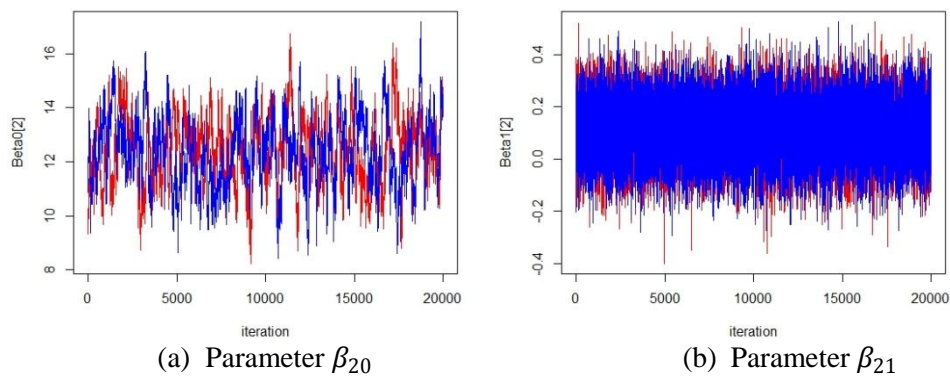
Gambar 4.25. *Density Plot* Distribusi Posterior Parameter β_0 dan β_4 Komoditi Makanan dan Non Makanan yang Belum Konvergen

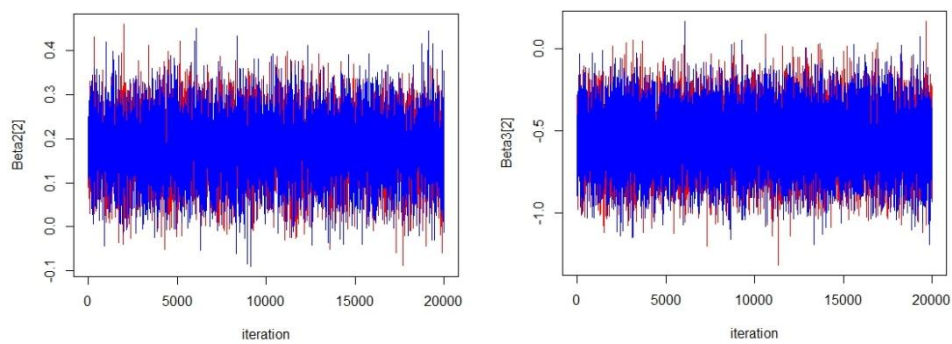
Oleh karena itu, proses estimasi dengan MCMC algoritma *Gibbs Sampling* diulang lagi mulai dari langkah ke-2 dengan mengubah jumlah iterasi yang digunakan yaitu sebanyak 1.010.000 iterasi setiap *chain*, dengan 10.000 iterasi untuk *burnin period* karena berdasarkan Gambar 4.23 mulai stabil setelah iterasi ke-10.000, serta *thin* sebanyak 50 untuk mengatasi tingginya autokorelasi. Sehingga diperoleh sebanyak 20.000 iterasi setiap *chain* untuk analisis posterior dari setiap parameter.

Hasil estimasi model bivariat FH diawali dengan proses pemeriksaan konvergensi secara visual untuk beberapa parameter dengan *traceplot* pada Gambar 4.26 dan Gambar 4.27 yang menunjukkan bahwa *trace plot* parameter β_{10} , β_{14} , β_{20} dan β_{24} sudah memiliki pola acak dan stabil pada mean tertentu. Selain itu, plot autokorelasi dari parameter tersebut (Gambar 4.28 dan Gambar 4.29) sudah tidak menunjukkan pola turun sangat lambat, sebagai indikasi sudah konvergen.



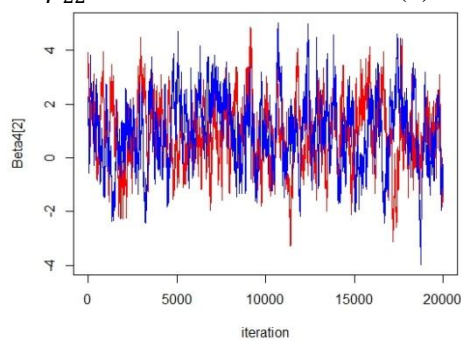
Gambar 4.26. *Trace plot* Parameter β_{10} - β_{14} Model Bivariat FH -Komoditi Makanan





(c) Parameter β_{22}

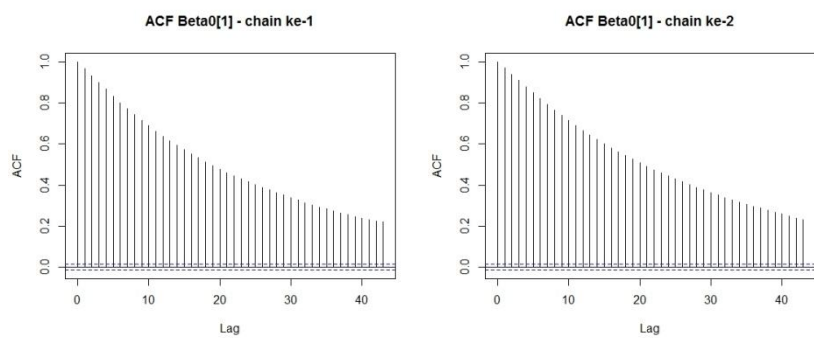
(d) Parameter β_{23}



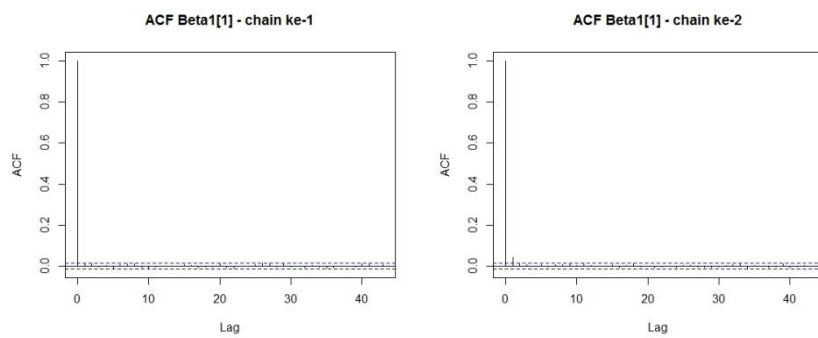
(e) Parameter β_{24}

Keterangan : chain ke-1 : biru, chain ke-2 : merah

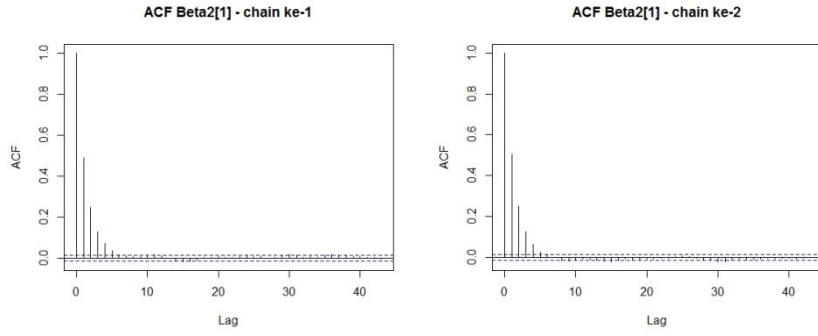
Gambar 4.27. *Trace plot* Parameter $\beta_{20} - \beta_{24}$ Model Bivariat FH - Komoditi Non Makanan



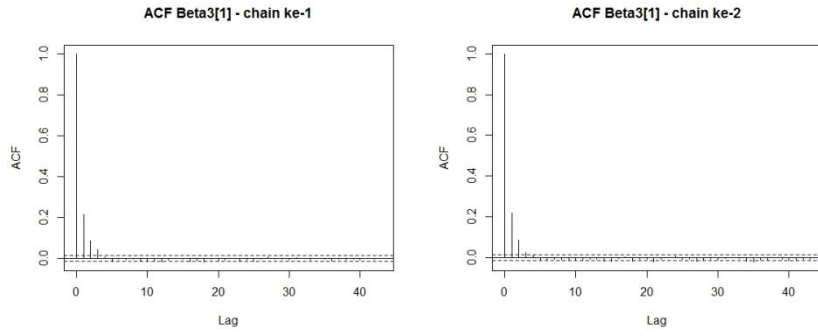
(a) Parameter β_{10}



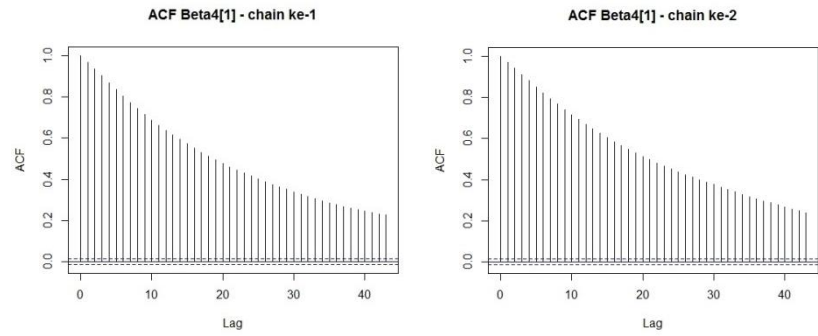
(b) Parameter β_{11}



(c) Parameter β_{12}

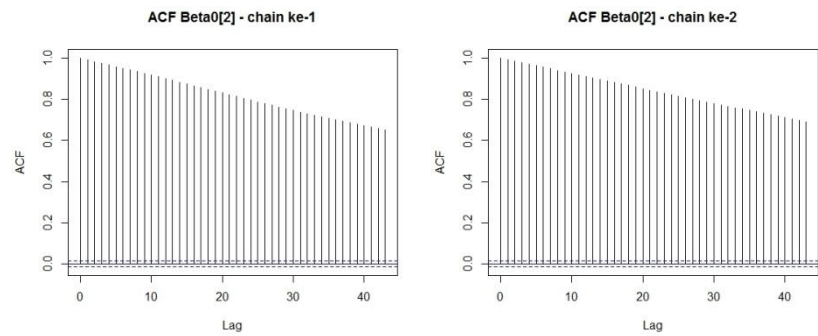


(d) Parameter β_{13}

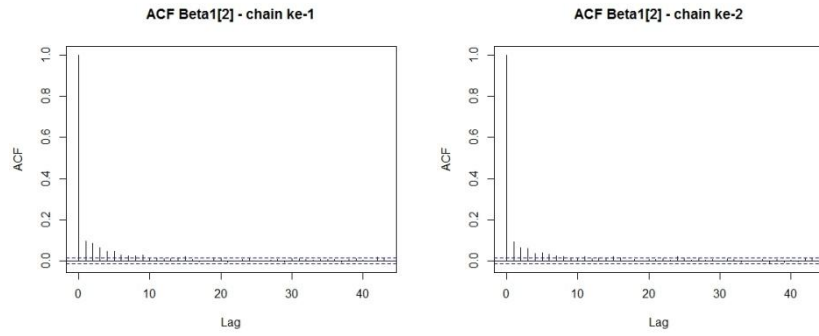


(e) Parameter β_{14}

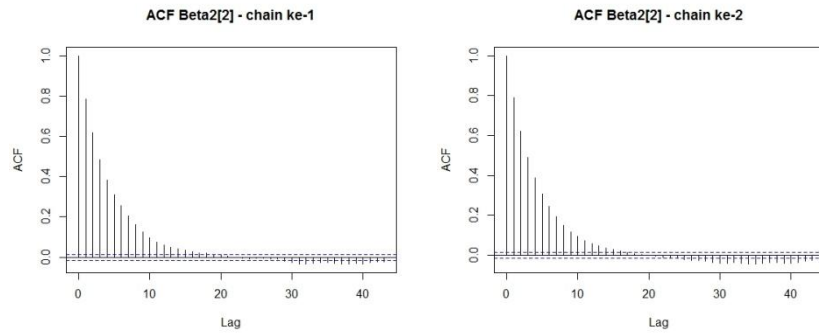
Gambar 4.28. Plot Autokorelasi Parameter β_{10} - β_{14} Model Bivariat FH - Komoditi Makanan



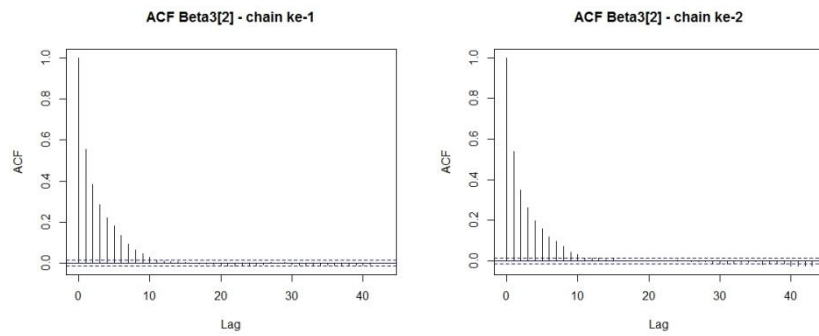
(a) Parameter β_{20}



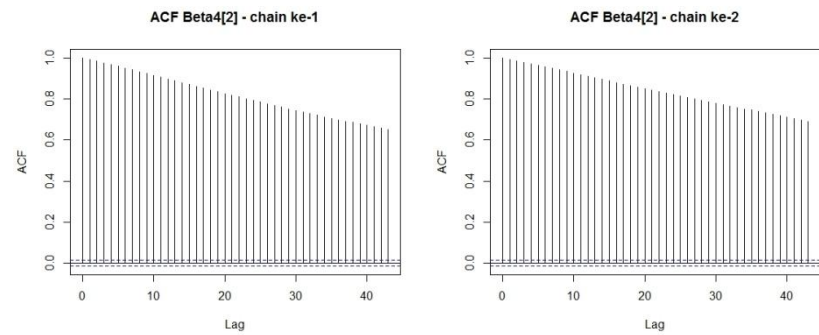
(b) Parameter β_{21}



(c) Parameter β_{22}



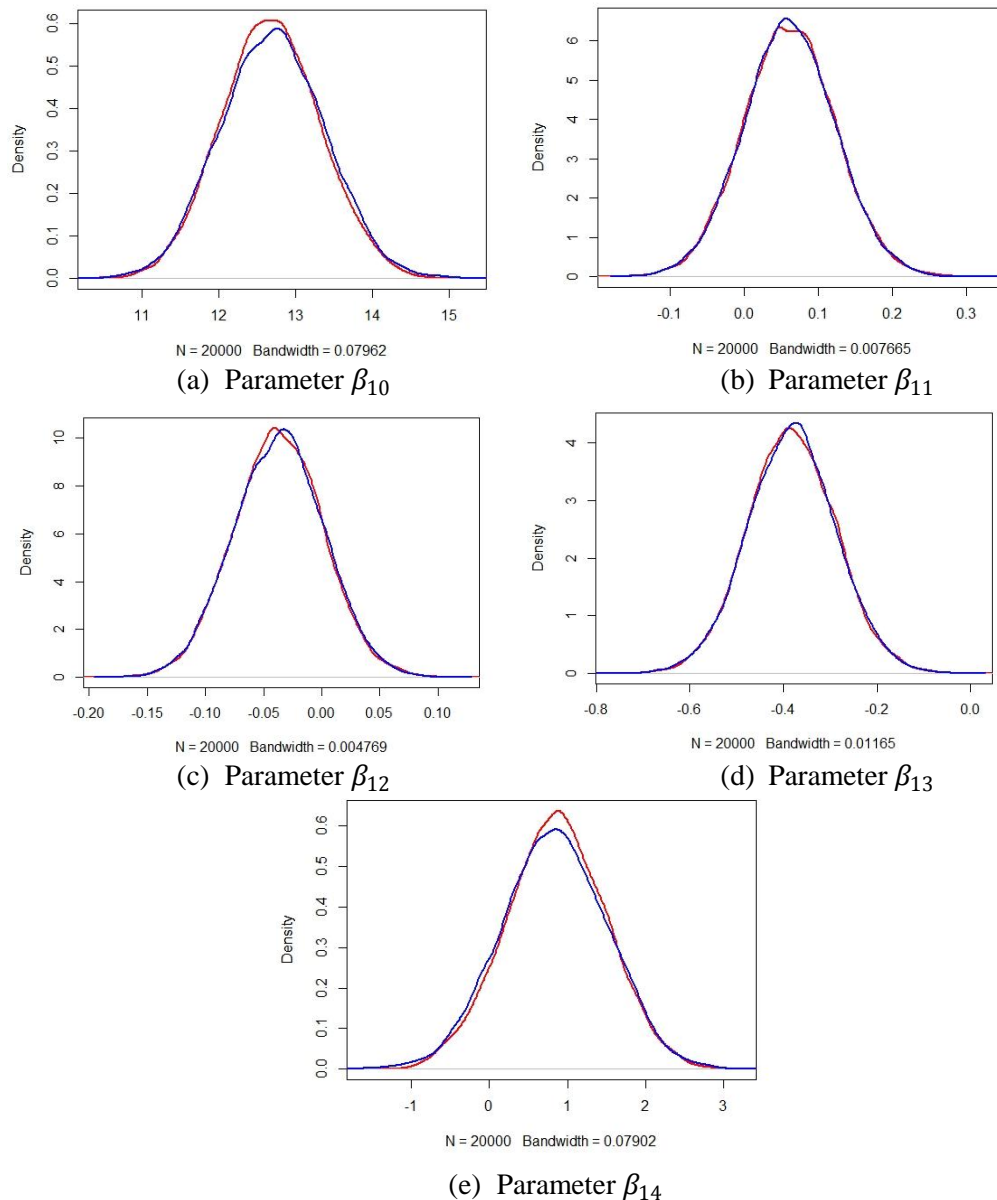
(d) Parameter β_{23}



(e) Parameter β_{24}

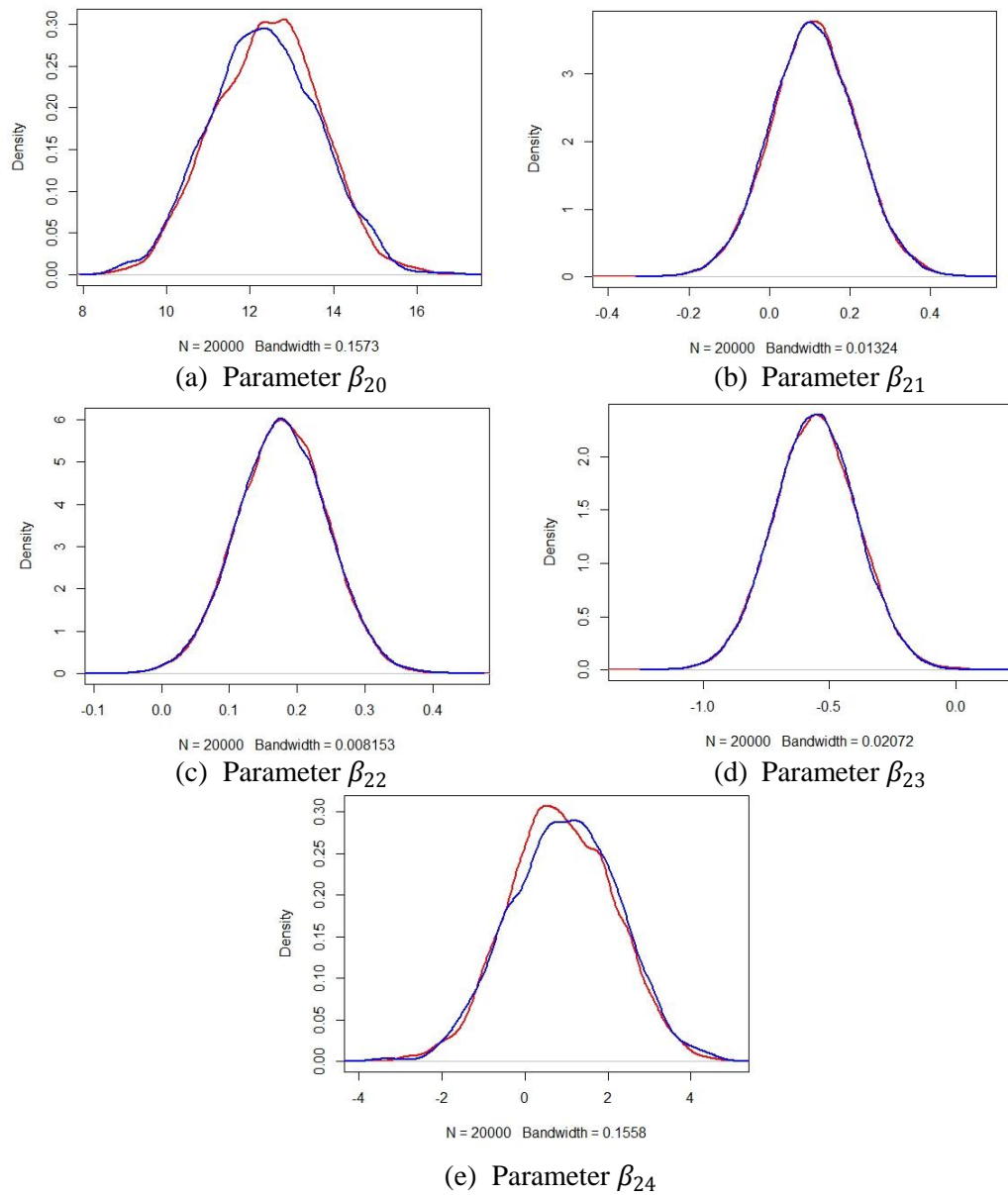
Gambar 4.29. Plot Autokorelasi Parameter β_{20} - β_{24} Model Bivariat FH - Komoditi Non Makanan

Density plot pada Gambar 4.30 dan Gambar 4.31 untuk parameter β_{10} - β_{14} memiliki bentuk distribusi normal dan kedua chain saling berhimpit walaupun tidak sempurna, terutama pada bagian modus. Hal tersebut menjadi indikasi bahwa parameter tersebut secara visual sudah mencapai kondisi konvergen. *Trace plot*, plot autokorelasi dan *density* plot untuk seluruh parameter dapat dilihat pada Lampiran 17.



Keterangan : chain ke-1 : biru, chain ke-2 : merah

Gambar 4.30. *Density* Plot Distribusi Posterior Parameter β_{10} - β_{14} Model Bivariat FH - Komoditi Makanan



Keterangan : chain ke-1 : biru, chain ke-2 : merah

Gambar 4.31. *Density Plot Distribusi Posterior Parameter β_{20} - β_{24} Model Bivariat FH - Komoditi Non Makanan*

Pada Tabel 4.7 kolom (8) menunjukkan bahwa persentase MC error terhadap standar deviasi posterior tidak ada yang bernilai 5 persen atau lebih dimana hal tersebut merupakan indikasi kondisi konvergensi telah tercapai. Akan tetapi ada beberapa parameter yang memiliki nilai yang mendekati 5, yaitu β_{20} sebesar 4,94, β_{24} sebesar 4,93, β_{14} sebesar 3,30 dan β_{10} sebesar 3,27. Untuk memastikan apakah kondisi konvergen sudah tercapai atau belum, maka dilakukan pengujian secara formal. Pada Tabel 4.7 kolom (9) menunjukkan bahwa

nilai *R hat* dari setiap parameter sudah mendekati nilai 1 yang menandakan bahwa kondisi konvergensi sudah tercapai. Ringkasan hasil estimasi yang diperoleh dari analisis posterior parameter β_k disajikan pada Tabel 4.7. Hasil estimasi secara lengkap disajikan pada Lampiran 18.

Tabel 4.7. Ringkasan Hasil Estimasi Model Bivariat FH – Komoditi Makanan dan Non Makanan

Par.	Mean	sd	MC error	2.50%	Median	97.50%	$\left(\frac{MC\ er}{sd}\right)100\%$	Rhat
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Komoditi Makanan								
β_{10}	12.69	0.6591	0.02152	11.43	12.69	13.99	3.27	1.01
β_{11}	0.06152	0.06161	0.000331	-0.05865	0.06129	0.183	0.54	1.00
β_{12}	-0.03692	0.0386	0.000324	-0.1119	-0.03671	0.03873	0.84	1.00
β_{13}	-0.3817	0.09412	0.000524	-0.5668	-0.3821	-0.1955	0.56	1.00
β_{14}	0.8426	0.6554	0.02162	-0.4558	0.8461	2.105	3.30	1.01
β_{15}	6.628	3.785	0.01881	-0.8146	6.601	14.07	0.50	1.00
β_{16}	-0.2932	0.181	0.001124	-0.6485	-0.2928	0.06002	0.62	1.00
β_{17}	-0.2649	0.7012	0.003429	-1.625	-0.2652	1.112	0.49	1.00
β_{18}	-0.01009	0.02086	0.000122	-0.05092	-0.01012	0.03095	0.58	1.00
β_{19}	-1112	810.9	4.266	-2717	-1114	467.2	0.53	1.00
β_{110}	0.01279	0.09859	0.00048	-0.1806	0.01321	0.2055	0.49	1.00
β_{111}	-0.0022	0.000741	3.97E-06	-0.00366	-0.0022	-0.00075	0.54	1.00
β_{112}	34.2	11.1	0.05322	12.4	34.21	55.91	0.48	1.00
β_{113}	-0.00371	0.001274	6.53E-06	-0.00621	-0.00372	-0.00121	0.51	1.00
Komoditi Non Makanan								
β_{20}	12.39	1.289	0.06366	9.938	12.39	14.88	4.94	1.00
β_{21}	0.1099	0.1066	0.000833	-0.09931	0.1091	0.3211	0.78	1.00
β_{22}	0.1781	0.06616	0.000897	0.0482	0.1782	0.3068	1.36	1.00
β_{23}	-0.5549	0.1658	0.001665	-0.8802	-0.5553	-0.229	1.00	1.00
β_{24}	0.9222	1.278	0.06303	-1.559	0.9164	3.352	4.93	1.00
β_{25}	4.972	6.436	0.03821	-7.618	5.037	17.54	0.59	1.00
β_{26}	-0.2928	0.3212	0.003612	-0.9323	-0.2921	0.333	1.12	1.00
β_{27}	-1.329	1.202	0.008516	-3.682	-1.325	1.013	0.71	1.00
β_{28}	0.03056	0.03584	0.000344	-0.03974	0.03069	0.1011	0.96	1.00
β_{29}	-2884	1393	8.456	-5574	-2879	-143.3	0.61	1.00
β_{210}	-0.1669	0.1683	0.000997	-0.4995	-0.1659	0.1621	0.59	1.00
β_{211}	-0.00503	0.001272	8.12E-06	-0.00751	-0.00503	-0.00255	0.64	1.00
β_{212}	24.85	19.38	0.1176	-13.29	24.98	62.64	0.61	1.00
β_{213}	-0.00352	0.0022	1.37E-05	-0.00784	-0.00352	0.000834	0.62	1.00
$D(\theta)=$	-140.2780	MSPE ₁ =	0.0127	MSPE ₂ =	0.0226			
$D(\theta)=$	-214.8350	MAPE ₁ =	0.6960	MAPE ₂ =	0.9044			
$p_D=$	74.5570	RMSE ₁ =	0.0624	RMSE ₂ =	0.1072			
$DIC=$	-65.7210	adj $R_1^2=$	92.8186	adj $R_2^2=$	94.9639			

Keterangan : ■ variabel signifikan

Hasil estimasi model bivariat FH untuk komoditi makanan menunjukkan adanya kesamaan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan dengan hasil

estimasi pada model univariat. Sedangkan untuk komoditi non makanan terdapat perbedaan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan dimana pada model bivariat, ada tambahan variabel yang berpengaruh signifikan, yaitu variabel proporsi penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir.

Pada komoditi makanan, variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian, rasio surat miskin/SKTM per 1.000 penduduk dan rasio industri mikro kecil per 1.000 penduduk memiliki pengaruh negatif. Dimana kenaikan 1 persen pada proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebesar 0,3817 persen, kenaikan 1 satuan pada variabel rasio surat miskin/SKTM akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebesar 0,0022 persen dan kenaikan rasio industri mikro kecil sebesar 1 satuan juga akan memberikan pengaruh yang sama, berupa penurunan sebesar 0,0037 persen. Sedangkan variabel proporsi penyandang cacat memiliki pengaruh positif, dimana kenaikan 1 persen pada variabel ini akan meningkatkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan sebesar 34,20 persen. Variabel-variabel tersebut memberikan pengaruh dengan arah yang sama pada variabel respon seperti pada model univariat FH komoditi makanan.

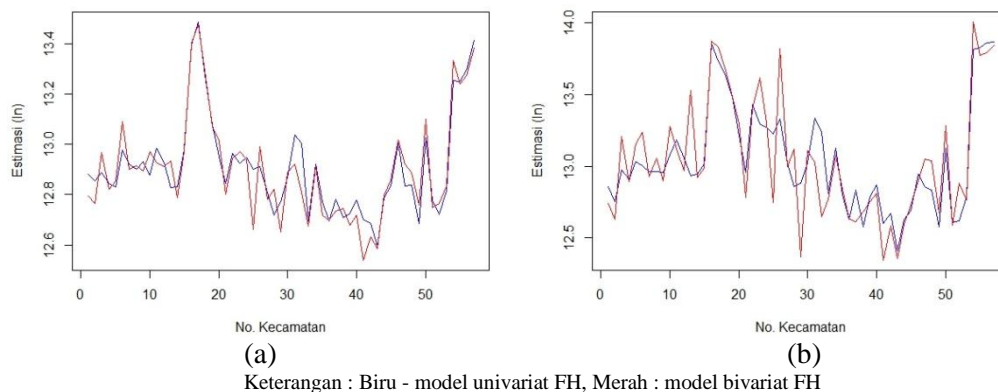
Pada komoditi non makanan, variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian, proporsi penderita gizi buruk selama 3 tahun terakhir dan rasio surat miskin/SKTM memiliki pengaruh negatif. Dimana kenaikan 1 persen pada variabel proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan sebesar 0,5549 persen, kenaikan 1 satuan rasio surat miskin/SKTM akan memberikan efek yang sama, yaitu penurunan sebesar 0,0050 persen. Dilihat dari besar pengaruhnya, kedua variabel ini memberikan efek yang lebih besar terhadap rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan dibandingkan komoditi makanan. Variabel proporsi penderita gizi buruk juga memberikan pengaruh negatif, dimana kenaikan variabel tersebut sebesar 0,01 persen saja akan menurunkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan sebesar 28,84 persen, sebuah pengaruh yang sangat besar

dilihat dari besarnya koefisien. Sedangkan variabel rata-rata jumlah ART memberikan pengaruh positif dimana peningkatan 1 orang untuk rata-rata jumlah ART pada suatu kecamatan maka akan meningkatkan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan sebanyak 0,1781 persen.

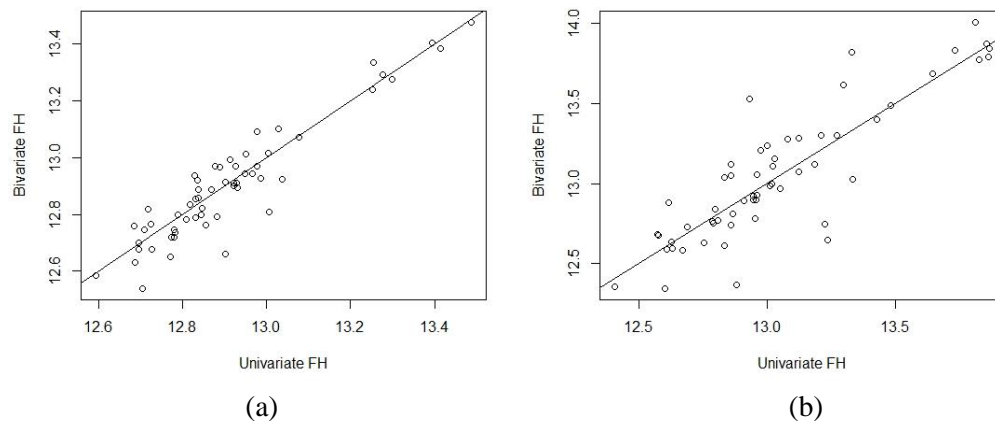
Model bivariat FH hanya menghasilkan satu nilai DIC, yaitu sebesar -65,7210 yang terdiri dari komponen kebaikan model, $\overline{D(\theta)}$, sebesar -140,2780 dan komponen kompleksitas model, p_D , sebesar 74,5570. Untuk komoditi makanan, nilai *adjusted R*² yang dihasilkan sebesar 92,8186 artinya variabel prediktor yang digunakan dalam model sudah dapat menjelaskan sebanyak 92,8186 persen keragaman pada variabel respon serta nilai MSPE, MAPE dan RMSE yang dihasilkan dengan nilai masing-masing sebesar 0,0127, 0,6960 persen dan 0,0624. Sedangkan untuk komoditi non makanan, nilai *adjusted R*² yang dihasilkan sebesar 94,9639 serta nilai MSPE, MAPE dan RMSE masing-masing sebesar 0,0226, 0,9044 persen dan 0,1072.

4.3.4 Perbandingan Hasil Estimasi dan Penentuan Model Terbaik

Pada bagian ini akan dilakukan perbandingan hasil estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan dari model univariat FH dan bivariat FH. Gambar 4.32 menampilkan perbandingan hasil estimasi titik (*point estimate*) yang dihasilkan dari masing-masing model. Dimana secara visual perbedaan hasil estimasi yang relatif besar terjadi pada komoditi non makanan. Untuk lebih memperjelas perbedaan tersebut maka hasil estimasi akan disajikan seperti pada Gambar 4.33.



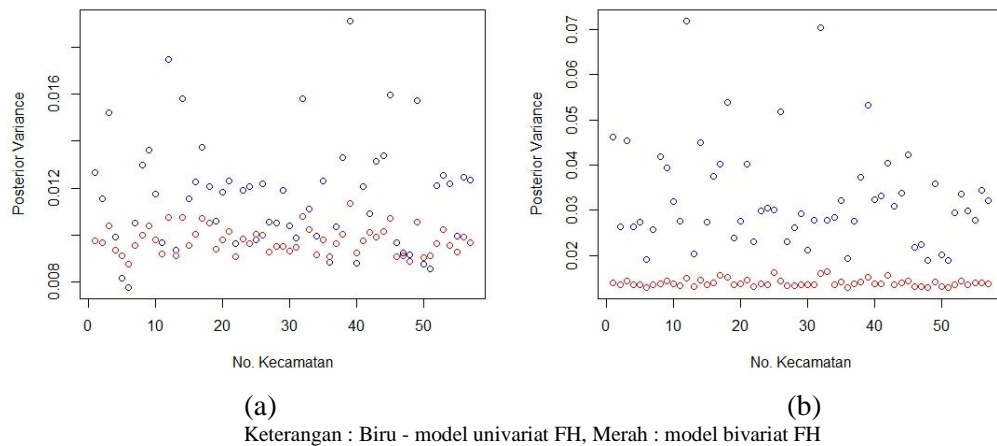
Gambar 4.32. Estimasi Titik Model Univariat FH dan Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)



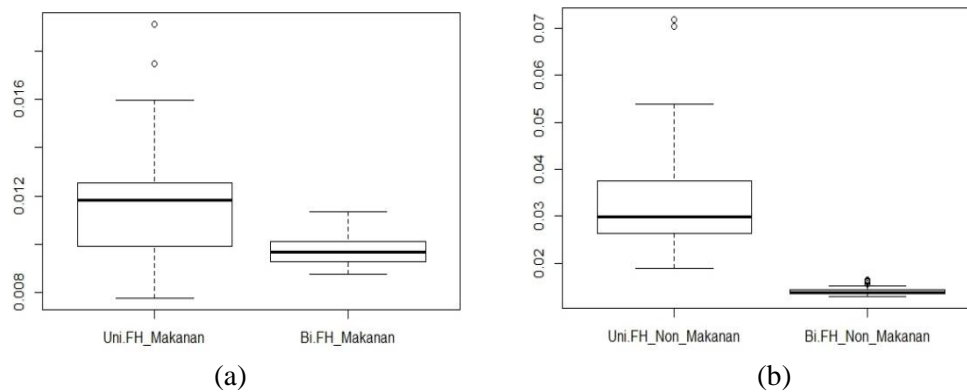
Gambar 4.33. Estimasi Titik Model Univariat FH vs. Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)

Tampak pada kedua plot sebagian besar hasil estimasi dari kedua model menyebar di sekitar garis diagonal menunjukkan bahwa terdapat kemiripan hasil estimasi antara model univariat FH dan bivariat FH. Akan tetapi ada beberapa hasil estimasi yang relatif jauh dari garis diagonal, terutama untuk rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan. Artinya, ada perbedaan yang nyata hasil estimasi antara model univariat FH dan bivariat FH untuk komoditi non makanan pada beberapa kecamatan.

Selain estimasi titik yang diperoleh dari posterior *mean*, nilai posterior *variance* yang menunjukkan proksi dari MSE juga merupakan indikator penting untuk menilai seberapa akurat hasil estimasi dalam model. Semakin kecil posterior *variance* maka hasil estimasi semakin efisien. Gambar 4.34 menunjukkan bahwa secara umum model bivariat FH menghasilkan nilai posterior *variance* yang jauh lebih kecil dibandingkan model univariat FH. Bahkan nilai posterior *variance* dari model bivariat FH sangat stabil untuk komoditi non makanan (Gambar 4.34 (b)). Hal tersebut juga ditegaskan melalui boxplot posterior *variance* pada Gambar 4.35, dimana model bivariat FH memiliki rentang yang jauh lebih pendek sekaligus lebih rendah dibandingkan model univariat FH.

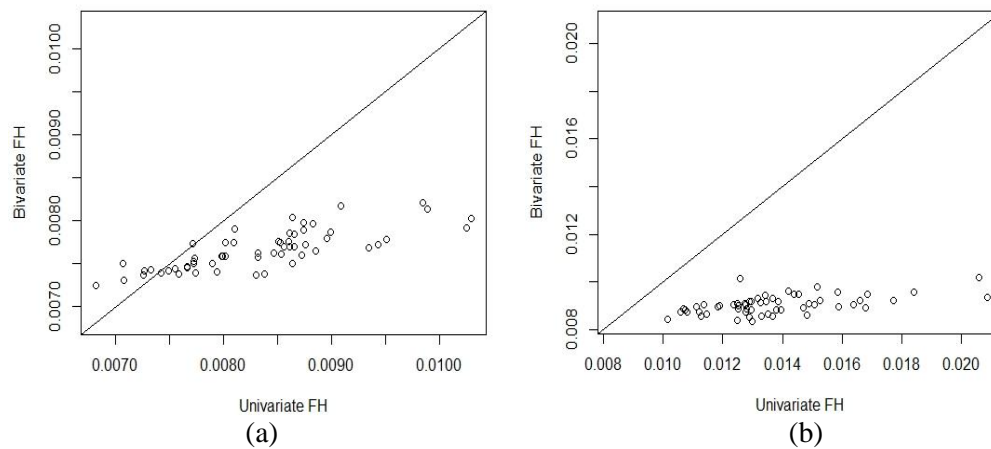


Gambar 4.34. Posterior *Variance* Model Univariat FH dan Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)



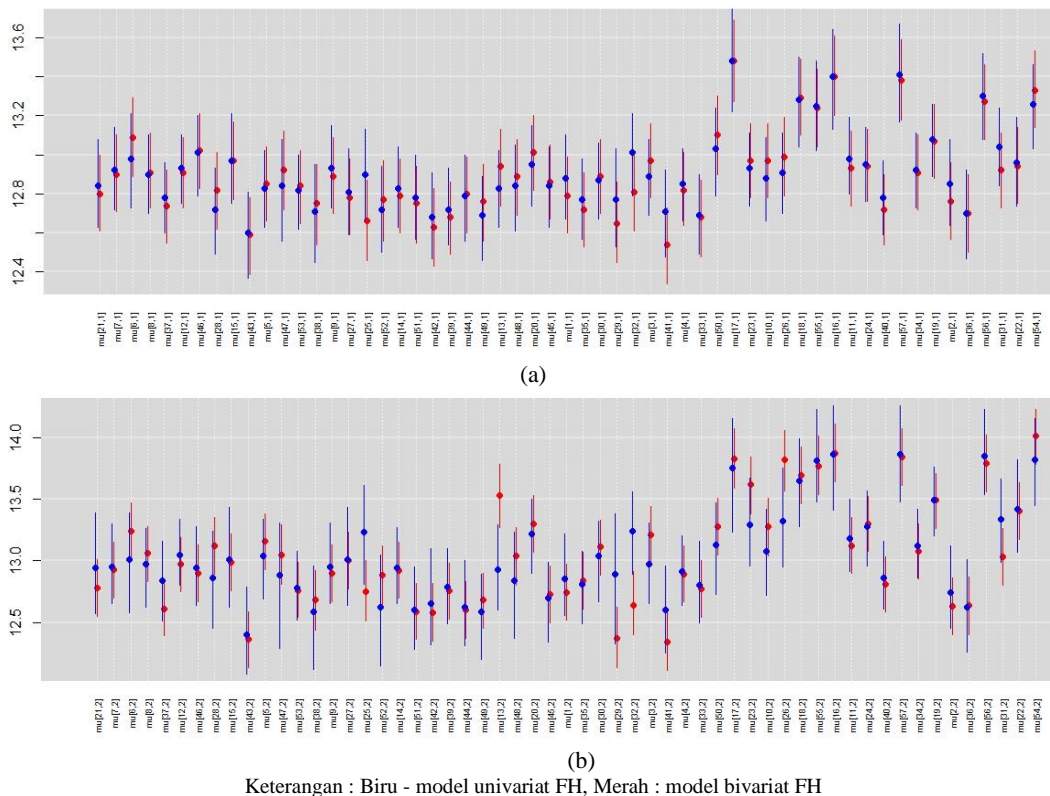
Gambar 4.35. Boxplot Posterior *Variance* Model Univariat FH dan Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)

Untuk melihat perbandingan nilai posterior *variance* yang dihasilkan model univariat FH dan bivariat FH dengan lebih objektif maka digunakan indikator *Coefficient of Variation* (CV). Berdasarkan Gambar 4.36, plot CV antara model univariat FH dan bivariat FH masing-masing untuk komoditi makanan dan non makanan sangat jelas menunjukkan bahwa model bivariat FH mampu menghasilkan nilai CV yang jauh lebih kecil dibandingkan model univariat FH. Artinya, nilai CV model bivariat terlihat lebih stabil atau hanya berkisar pada nilai tertentu saja berapapun nilai CV yang dihasilkan oleh model univariat FH terlihat dari plot yang sebagian besar berada di bawah garis diagonal.



Gambar 4.36. CV Model Univariat FH dan Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b)

Selanjutnya akan ditampilkan *95% credible interval* posterior hasil estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan dari setiap kecamatan yang diurutkan dari kecamatan dengan sampel terkecil sampai terbesar. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk membandingkan secara lebih komprehensif estimasi titik sekaligus panjang *95% credible interval* yang berkaitan dengan nilai posterior *variance*-nya. Gambar 4.37 menunjukkan bahwa perbedaan estimasi titik antara model univariat FH dan bivariat FH lebih terlihat jelas untuk komoditi non makanan dibandingkan komoditi makanan. Jika dilihat dari panjang *95% credible interval*, estimasi model univariat FH dan bivariat FH untuk komoditi non makanan menghasilkan rentang yang relatif berbeda dibandingkan dengan komoditi makanan. Dimana model bivariat FH menghasilkan rentang *95% credible interval* yang relatif jauh lebih pendek dibandingkan model univariat FH. Hal yang perlu diperhatikan, bahwa jumlah sampel di setiap kecamatan ternyata tidak memberikan pengaruh yang nyata terhadap posterior *variance* atau rentang *credible interval*. Hal ini terjadi karena spesifikasi pada model FH dengan pendekatan HB, yaitu varian *sampling error* atau $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ adalah berbeda-beda di setiap kecamatan.



Gambar 4.37. Estimasi Titik dan 95% *Credible Interval* Model Univariat FH dan Bivariat FH untuk Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) Diurutkan Berdasarkan Jumlah Sampel Tiap Kecamatan (*Ascending*)

Terakhir akan dibandingkan kriteria kebaikan model antara model univariat FH dan bivariat FH. Pada penelitian ini, nilai DIC tidak dapat dibandingkan karena pada model bivariat FH nilai DIC yang dihasilkan hanya satu saja untuk keseluruhan model komoditi makanan dan non makanan. Berdasarkan nilai MSPE, MAPE dan RMSE pada Tabel 4.8, terjadi penurunan yang signifikan nilai-nilai tersebut saat menggunakan model bivariat FH dibandingkan saat menggunakan model univariat FH. Artinya model bivariat FH mampu menghasilkan estimasi yang lebih baik dibandingkan model univariat FH.

Selain itu terjadi peningkatan yang cukup signifikan dari nilai *adjusted R²* saat menggunakan model bivariat FH dibandingkan menggunakan model univariat FH. Dimana untuk komoditi makanan terjadi peningkatan dari 64,4011 persen dengan model univariat FH menjadi 92,8186 persen saat menggunakan model bivariat FH. Untuk komoditi non makanan terjadi peningkatan dari 49,4171 persen menjadi 94,9639 persen saat menggunakan model bivariat FH. Artinya,

model bivariat FH lebih dapat menjelaskan keragaman data dari variabel respon dibandingkan model univariat FH. Dengan demikian model terbaik untuk estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan adalah model bivariat FH.

Tabel 4.8. Ringkasan Kriteria Kebaikan Model Univariat FH dan Bivariat FH

Komoditi	Kriteria Kebaikan Model	Univariat FH	Bivariat FH
(1)	(2)	(3)	(4)
Makanan	MSPE	0,0263	0.0127*
	MAPE(%)	0,9710	0.6960*
	RMSE	0,1390	0.0624*
	<i>Adjusted R²</i>	64,4011	92.8186**
Non Makanan	MSPE	0,1200	0.0226*
	MAPE(%)	1,9345	0.9044*
	RMSE	0,3399	0.1072*
	<i>Adjusted R²</i>	49,4171	94.9639**

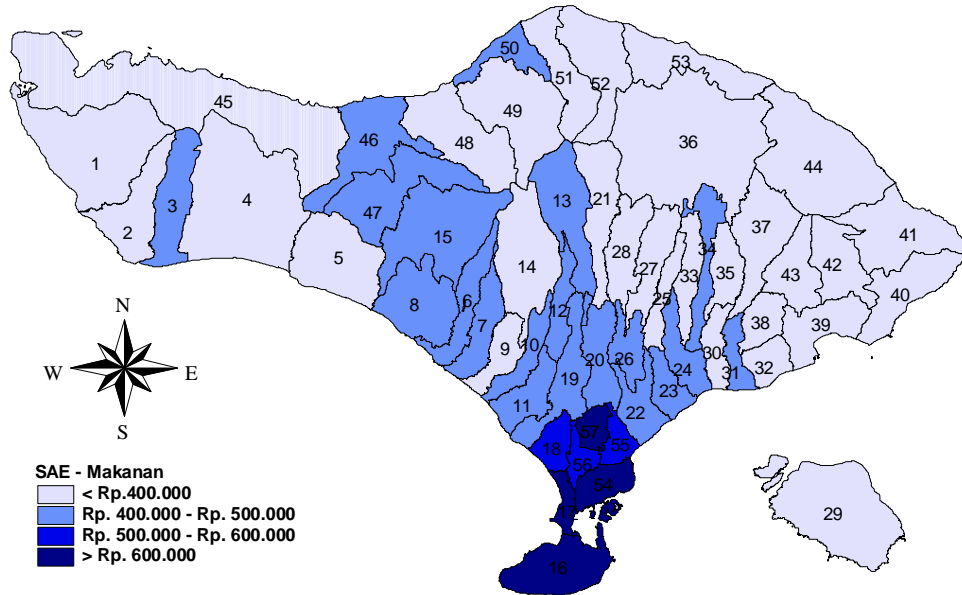
Keterangan : *) nilai terkecil, **) nilai terbesar

4.3.5 Pemetaan Hasil Estimasi dengan Model Terbaik

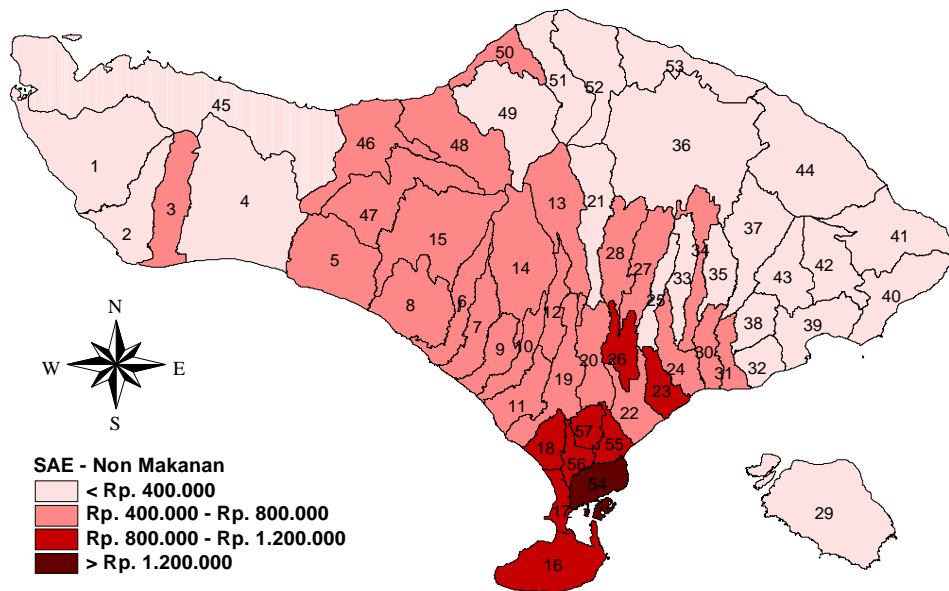
Sebelum dilakukan pemetaan terhadap hasil estimasi, terlebih dahulu akan dilakukan transformasi balik, dari format *ln* menjadi rupiah, nilai estimasi dari model terbaik bivariat FH. Hasil pemetaan estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan setiap kecamatan di Provinsi Bali disajikan pada Gambar 4.38, dimana kelompok pengeluaran yang digunakan adalah sama dengan pemetaan yang dilakukan untuk hasil estimasi langsung pada Gambar 4.6.

Hasil peta tematik memberikan pola pengelompokan yang mirip dengan peta tematik dari hasil estimasi langsung. Dimana kecamatan-kecamatan dengan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan yang masuk dalam kelompok pengeluaran tertinggi (>Rp. 600.000) terpusat di daerah Bali bagian selatan, yaitu Kecamatan Denpasar Utara dan Denpasar Selatan, Kota Denpasar, serta Kecamatan Kuta dan Kuta Selatan, Kabupaten Badung. Kelompok

pengeluaran sedang (Rp. 500.000 - Rp. 600.000) juga beranggotakan kecamatan-kecamatan di Kota Denpasar dan Kabupaten Badung, yaitu Kecamatan Denpasar Barat dan Timur serta Kecamatan Kuta Utara.



(a)

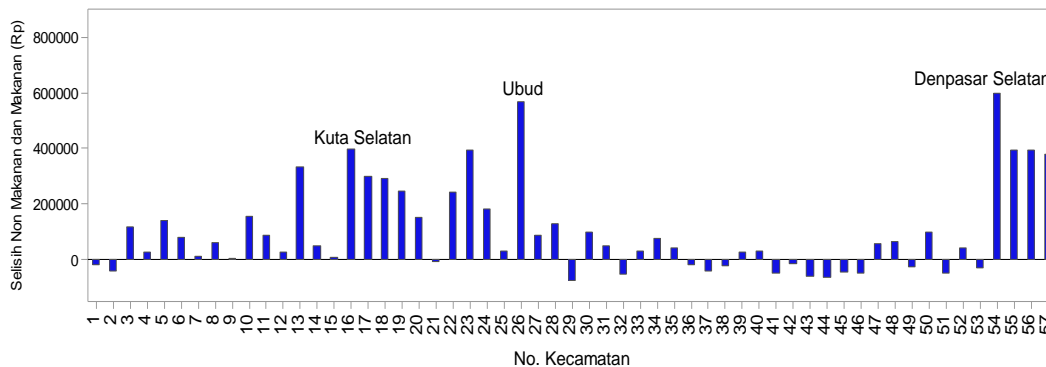


(b)

Gambar 4.38. Peta Tematik Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Makanan (a) dan Non Makanan (b) Hasil Estimasi dengan Model Terbaik

Kecamatan-kecamatan di wilayah bagian tengah Bali pada umumnya masuk dalam kategori pengeluaran rendah (Rp. 400.000 – Rp. 500.000), diantaranya sebagai besar kecamatan di Kabupaten Badung, Tabanan dan Buleleng. Sedangkan untuk Kabupaten Jembrana, Klungung dan Bangli hanya memiliki masing-masing satu kecamatan saja yang masuk dalam kategori rendah. Sedangkan sisanya masuk dalam kategori sangat rendah (< Rp. 400.000). Bahkan, di Kabupaten Karangasem semua kecamatan masuk dalam kategori pengeluaran sangat rendah. Dengan demikian diperoleh pola pengelompokan rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan, yaitu rata-rata pengeluaran tinggi cenderung dimiliki oleh kecamatan di wilayah Bali bagian selatan. Sedangkan rata-rata pengeluaran yang rendah cenderung dimiliki oleh kecamatan yang berada di bagian barat dan timur Bali.

Untuk komoditi non makanan, pola rata-rata pengeluaran kecamatan yang ada di Bali memiliki pola yang serupa dengan komoditi makanan. Dimana kecamatan yang masuk dalam kategori rata-rata pengeluaran tertinggi (> Rp. 1.200.000) berada di bagian selatan Bali, yaitu Kecamatan Denpasar Selatan, Kota Denpasar. Kecamatan yang masuk dalam kategori rata-rata pengeluaran sedang (Rp. 800.000 – Rp. 1.200.000) juga masih didominasi oleh kecamatan dibagian selatan Bali, yaitu Kecamatan Denpasar Utara, Denpasar Barat dan Denpasar Timur, Kota Denpasar, Kecamatan Kuta Utara, Kuta dan Kuta Selatan di Kabupaten Badung. Selain itu ada Kecamatan Ubud dan Blahbatuh, Kabupaten Gianyar yang juga masuk dalam kategori ini. Hasil peta tematik juga menunjukkan bahwa bagian tengah ke utara didominasi oleh kecamatan dengan kategori rata-rata pengeluaran rendah (Rp. 400.000 – Rp. 800.000) dan bagian ujung barat dan timur adalah kecamatan dengan kategori rata-rata pengeluaran sangat rendah (< Rp. 400.000). Hasil estimasi secara lengkap rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan dalam satuan rupiah disajikan pada Lampiran 19.



Gambar 4.39. Selisih Nilai Rata-rata Pengeluaran per Kapita per Bulan Komoditi Non Makanan dan Makanan Hasil Estimasi Dengan Model Terbaik

Selisih nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi non makanan dengan komoditi makanan hasil estimasi model terbaik pada Gambar 4.39 menunjukkan pola yang sama dengan selisih nilai hasil estimasi langsung pada Gambar 4.3 dimana selisih positif terbesar dimiliki oleh kecamatan-kecamatan yang berada di wilayah Sarbagita dan selisih negatif dimiliki oleh kecamatan-kecamatan yang berada di wilayah Kabupaten Klungkung, Karangasem dan Buleleng. Akan tetapi yang membedakan dengan hasil estimasi langsung adalah besaran selisih positif dan negatif dari hasil estimasi dengan model terbaik yang mengalami penyusutan. Selisih nilai positif terbesar hasil estimasi dengan model terbaik tidak mencapai nilai Rp. 600.000 sedangkan hasil estimasi langsung mencapai Rp. 800.000. Selisih nilai negatif terbesar hasil estimasi dengan model terbaik tidak mencapai Rp. 80.000 sedangkan hasil estimasi langsung lebih dari Rp. 100.000. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan SAE memberikan efek penyusutan (*shrinkage*) terhadap hasil estimasi secara langsung.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Beberapa kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan pembahasan yang merujuk pada tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Proses estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan untuk komoditi makanan dan non makanan dengan metode univariat FH dan bivariat FH dengan metode HB memiliki spesifikasi distribusi prior yang berbeda. Sehingga distribusi posterior dan full conditional distribution yang dihasilkan juga berbeda. Penggunaan model univariat FH lebih praktis dibandingkan model bivariat FH, karena model yang rumit lebih sulit untuk mencapai kondisi konvergensi dengan jumlah iterasi yang sama.
2. Dari sebanyak 13 variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini hanya sebanyak 3 atau 4 variabel saja yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Relatif sedikitnya jumlah variabel prediktor yang signifikan berpengaruh terhadap variabel respon tersebut disebabkan karena adanya korelasi yang tinggi dan signifikan antara variabel prediktor.
3. Terdapat kesamaan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan pada model univariat FH dan bivariat FH, yaitu proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian, rasio surat miskin/SKTM per 1.000 penduduk, proporsi penyandang cacat dan rasio industri mikro kecil per 1.000 penduduk. Untuk komoditi non makanan, terdapat perbedaan variabel prediktor yang berpengaruh signifikan. Dimana pada model univariat FH terdapat tiga variabel yaitu, rata-rata jumlah ART, proporsi jumlah desa dengan penghasilan utama dari sektor pertanian dan rasio surat miskin/SKTM per 1.000 penduduk. Sedangkan pada model bivariat FH, ada tambahan variabel yang signifikan yaitu proporsi warga penderita gizi buruk selama tiga tahun terakhir.
4. Untuk komoditi makanan, hasil estimasi titik dari posterior *mean* antara model univariat FH dan bivariat FH relatif sama. Sedangkan untuk komoditi non makanan terdapat beberapa estimasi titik yang cukup berbeda jauh antara

model univariat FH dan bivariat FH. Hal tersebut diakibatkan karena adanya perbedaan yang nyata nilai varian hasil estimasi (posterior *variance*) dan CV antar kedua model, dimana model bivariat FH menghasilkan varian hasil estimasi dan CV yang secara umum lebih kecil dan relatif lebih seragam dibandingkan model univariat FH.

5. Model terbaik untuk estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan adalah model bivariat FH karena memiliki nilai MSPE, MAPE dan RMSE yang lebih kecil dibandingkan model univariat FH. Dengan demikian hasil tersebut dan hasil pada kesimpulan point ke-3 sesuai dengan hasil penelitian oleh Datta, Day dan Maiti (1998) serta Benavent dan Morales (2016). Disamping itu, penggunaan model bivariat FH mampu meningkatkan nilai *adjusted R²* secara signifikan dibandingkan penggunaan model univariat FH.
6. Pemetaan hasil estimasi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan dengan model terbaik menunjukkan pola pengelompokan yang sama. Dimana kecamatan-kecamatan dengan kategori rata-rata pengeluaran tertinggi terpusat di bagian selatan Provinsi Bali. Sedangkan kecamatan-kecamatan yang masuk dalam kategori rata-rata pengeluaran sangat rendah terpusat di bagian ujung barat dan timur Provinsi Bali.
7. Penggunaan SAE memberikan efek penyusutan (*shrinkage*) terhadap hasil estimasi secara langsung terlihat dari besaran selisih nilai rata-rata pengeluaran per kapita per bulan hasil estimasi model terbaik yang lebih kecil dibandingkan selisih nilai hasil estimasi langsung.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dijelaskan diatas maka saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan distribusi yang lebih cocok dengan distribusi rata-rata pengeluaran per kapita per bulan komoditi makanan dan non makanan, dimana distribusi data cenderung menceng ke kanan dan terpotong pada nilai tertentu.

2. Melakukan pemilihan variabel dengan pendekatan bayesian untuk mendapatkan model yang lebih baik dalam menjelaskan keragaman data variabel respon.
3. Menggunakan model yang dapat menyatakan hubungan non linier antara variabel prediktor dan variabel respon.
4. Perlunya mempertimbangkan adanya interaksi antar variabel prediktor dengan cara menambahkan variabel interaksi antar variabel prediktor yang memiliki korelasi signifikan serta didukung dengan teori yang ada.
5. Perlu ditambahkan efek spasial untuk meningkatkan performa estimasi dikarenakan adanya pola pengelompokan kecamatan dengan kategori rata-rata pengeluaran yang sama pada hasil estimasi secara langsung maupun hasil estimasi dengan SAE model terbaik.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR PUSTAKA

- Alikre, S., & Santos, M. (2010). *Acute Multidimensional Poverty : a New Index for Developing Countries*. United Nations Development Programme, Research Paper 2010/11.
- Anderson, T., & Darling, D. (1954). A Test of Goodness of Fit. *Journal of the American Statistical Association*, 49(268) , Hal. 765-769.
- Anwar, K. (2008). *Small Area Estimation dengan Metode Kernel Learning untuk Peta Kemiskinan di Kabupaten Kutai Kartanegara*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember: Surabaya.
- Arima, S., Bell, W., Datta, G., Franco, C., & Liseo, B. (2017). Multivariate Fay-Herriot Bayesian Estimation of Small Area Means Under Functional Measurement Error. *Journal of Royal Statistical Society A*, 180 Part 4 , 1191-1209.
- Bappenas. (2014). *Strategi Nasional Penanggulangan Kemiskinan*. Badan Perencanaan Pembangunan Nasional: Jakarta.
- Battese, G., Harter, R., & Fuller, W. (1988). An Error Component Model for Prediction of County Crop Areas Using Survey and Satellite Data. *Journal of the American Statistical Association*, 83 , Hal. 28–36.
- Benavent, R., & Morales, D. (2016). Multivariate Fay-Herriot Models for Small Area Estimation. *Computational Statistics and Data Analysis 94. Journal Elsevier* , Hal. 372-390.
- Boldstad, W. (2007). *Introduction to Bayesian Statistics. 2nd Edition*. Wiley: New Jersey.
- Box, G., & Tiao, G. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. John Willey And Sons, Inc: New York.
- BPS. (2016). *Penghitungan dan Analisis Kemiskinan Makro Indonesia 2016*. Badan Pusat Statistik: Jakarta.
- BPS. (2014). *PODES 2014: Pedoman Pencacah*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- BPS Provinsi Bali. (2017). *Sensus Ekonomi 2016 Analisis Hasil Listing : Potensi Ekonomi Bali*. Denpasar: Badan Pusat Statistik Provinsi Bali.

- BPS. (2017). *Ringkasan Eksekutif Pengeluaran dan Konsumsi Penduduk Indonesia*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- Casella, G., & George, I. (1992). Explaining The Gibbs Sampler. *Journal of The American Statistical Association*. Vol.46 No.3 , Hal.167-174.
- Cochran, W. G. (2010). *Teknik Penarikan Sampel Edisi Ketiga*. Universitas Indonesia: Jakarta.
- Datta, G., Day, B., & Maiti, T. (1998). Multivariate Bayesian Small Area Estimation: an Application to Survey and Satellite Data. *Sankhya : The Indian Journal of Statistics* , 344-362.
- Datta, G., Fay, R., & Ghosh, M. (1991). *Hierarchical and Empirical Bayes Multivariate Analysis in Small Area Estimation, in Proceedings of Bureau of the Census 1991 Annual Research Conference*. Washington, DC: U.S. Bureau of the Census.
- Fay, R. (1987). *Application of Multivariate Regression to Small Domain Estimation, in R. Platek, J.N.K. Rao, C.-E. Särndal, and M.P. Singh (Eds.), Small Area Statistics*. John Wiley & Sons, Inc.: New York.
- Fay, R., & Herriot, R. (1979). Estimation of Income from Small Places: an Application of James-Stein Procedure to Census Data. *Journal of The American Statistical Association*, 74 , 269-277.
- Franco, C., & Bell, W. R. (2013). Applying Bivariate Binomial/Logit Normal Models to Small Area Estimation. *JSM - Survey Research Methods Section* , 690-702.
- Fuller, W., & Hater, R. (1987). The Multivariate Components of Variance Model for Small Area Estimation. *Small Area Statistics, Eds : R. Platek, J.N.K Rao, C.E. Sarndal and M.P. Singh* , 103-123.
- Gelman, A., & Rubin, D. (1992). Inference from Iterative Simulation Using Multiple Sequences. *Statistical Science*, 7 , 457-511.
- Gilks, W. (1996). Full Conditional Distribution. In W. Gilks, *Markov Chain Monte Carlo in Practice* (pp. 75-88). UK: Springer.
- Janicki, R. (2011). Selection of Prior Distributions for Multivariate Small Area Models with Application to Small Area Health Insurance Estimates. *Proc. Survey Researc Methods Section* (pp. 4170-4184). Am. Statist. Ass.

- Kery, M. (2010). *Introduction to WinBUGS for Ecologists: A Bayesian Approach to Regression, ANOVA, Mixed Models and Related Analyses*. USA: Elsevier Inc.
- Korkmaz, S., G. D., & Zararsiz, G. (2014). Mvn: An r package for assessing multivariate normality. *The R Journal*, 6(2) , 151–162.
- Lawson, A. B. (2018). *Bayesian Disease Mapping Hierarchical Modeling in Spatial Epidemiology: 3rd edition* . Boca Raton: CRC Press Taylor & Francis Group.
- Liu, H., & Zhu, X. (2017). Joint Modeling of Multiple Crimes: A Bayesian Spatial Approach. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(16) , 1-16.
- Lunn, D., Jackson, C., Best, N., Thomas, A., & Spiegelhalter, D. (2013). *The BUGS Book: A Practical Introduction to Bayesian Analysis*. Boca Raton: Taylor & Francis Group, LLC.
- Molina, I., Nandram, B., & Rao, J. (2014). Small Area Estimation of General Parameters with Application to Poverty Indicators : A Hierarchical Bayes Approach. *The Annals of Applied Statistics*, Vol.8 No.2 , Hal. 852-885.
- Noviyanti, R., & Zain, I. (2014). *Pendekatan Small Area Estimation Pada Scan Statistic untuk Pendekteksian Kantong Kemiskinan. Prosiding Seminar Nasional Matematika*. Universitas Jember: Jember.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling Using WinBugs*. John Wiley and Sons, Inc.: New York.
- Pfeffermann, D. (2013). New Important Developments in Small Area Estimation. *Statistical Science*, 28 (1) , Hal. 40-68.
- Porter, A., Holan, S., & Wikle, C. (2015). Multivariate Spatial Hierarchical Bayesian Empirical Likelihood Methods for Small Area Estimation. *The ISI's Journal for Rapid Dissemination of Statistics Research* , 108-116.
- Porter, A., Wikle, C., & Holan, S. (2015). Small Area Estimation Via Multivariate Fay-Herriot Models with Latent Spatial Dependence. *Australian and New Zealand Journal of Statistics* , 15-29.
- Rao, J. (2003). *Small Area Estimation*. John Wiley and Sons, Inc.: New York.
- Rao, J. (2003). Some New Developments in Small Area Estimation. *Journal of The Iranian Statistical Society* , 145-169.

- Rao, J., & Molina, I. (2015). *Small Area Estimation : Second Edition*. John Wiley and Sons, Inc.: New Jersey.
- Satriya, A. M. (2016). *Small Area Estimation Terhadap Pengeluaran Per Kapita Di Kabupaten Bangkalan Dengan Metode Hierarchical Bayes*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember: Surabaya.
- Souza, D. F., & Moura, F. A. (2016). Multivariate Beta Regression with Application in Small Area Estimation. *Journal of Official Statistics*, v.32 , Hal. 747-768.
- Spiegelhalter, D., Best, N., Carlin, B., & van der Linde, A. (2002). Bayesian Measures of Model Complexity and Fit. *Journal of The Royal Statistical Society. B 64* , 583-639.
- Tzavidis, N., Zhang, L.-C., Luna Hernandez, A., Schmid, T., & Rojas-Perilla, N. (2016). From Start to Finish : A Framework for the Production of Small Area Official Statistics. *Discussion Paper, School of Bussiness & Economics : Economics, No 2016/13. Freie Universitat Berlin* .
- Ubaidillah, A. (2014). *Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayesian Neural Network untuk Pemetaan Kemiskinan di Kota Jambi*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember: Surabaya.
- UNDP. (2016). *Ending Poverty by 2030: UNDP's Perspective and Role*. United Nations Development Programme, Issue Brief, March.
- World Bank Institute. (2003). *Dasar-dasar Analisis Kemiskinan. Edisi : Terjemahan*. Jakarta: Badan Pusat Statistik.
- You, Y., & Zhou, Q. (2011). Hierarchical Bayes Small Area Estimation under Spatial Model with Application to Health Survey Data. *Survey Methodology 37(1)* , 25-37.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil Estimasi Langsung

No.	Kecamatan	n	N	% sampel	Makanan			Non Makanan		
					\bar{y}_1	$se(\bar{y}_1)$	CV_1	\bar{y}_2	$se(\bar{y}_2)$	CV_2
1	Melaya	335	42,268	0.79	332,719	7,923	0.02	325,135	22,223	0.07
2	Negara	617	88,686	0.70	326,452	6,879	0.02	287,823	12,607	0.04
3	Jembrana	378	54,363	0.70	459,629	14,159	0.03	597,168	40,571	0.07
4	Mendoyo	416	56,498	0.74	364,840	9,440	0.03	389,192	41,047	0.11
5	Pekutatan	186	27,832	0.67	389,504	14,896	0.04	539,546	47,241	0.09
6	Selemadeg	108	18,989	0.57	530,069	22,527	0.04	613,116	65,730	0.11
7	Selemadeg Timur	85	17,119	0.50	389,951	15,442	0.04	404,286	35,983	0.09
8	Selemadeg Barat	117	22,548	0.52	406,465	16,356	0.04	483,763	42,634	0.09
9	Kerambitan	210	38,843	0.54	384,735	13,284	0.03	384,859	27,645	0.07
10	Tabanan	451	75,454	0.60	466,885	9,570	0.02	629,442	26,393	0.04
11	Kediri	515	87,803	0.59	392,603	9,848	0.03	479,068	32,171	0.07
12	Marga	166	34,984	0.47	415,664	14,461	0.03	400,028	25,375	0.06
13	Baturiti	294	55,062	0.53	420,483	13,046	0.03	981,529	177,647	0.18
14	Penebel	256	46,143	0.55	344,264	8,902	0.03	399,009	38,968	0.10
15	Pupuan	181	36,396	0.50	426,668	14,261	0.03	435,368	46,619	0.11
16	Kuta Selatan	508	105,902	0.48	676,530	14,500	0.02	1,083,490	59,486	0.05
17	Kuta	437	98,778	0.44	696,316	15,802	0.02	1,052,642	67,852	0.06
18	Kuta Utara	463	98,248	0.47	619,321	15,444	0.02	886,802	34,833	0.04
19	Mengwi	568	180,451	0.31	470,918	8,487	0.02	726,129	31,608	0.04
20	Abiansemal	315	98,817	0.32	484,443	24,123	0.05	611,068	28,658	0.05
21	Petang	78	36,423	0.21	351,158	17,541	0.05	339,383	25,114	0.07
22	Sukawati	785	138,645	0.57	417,639	6,699	0.02	645,636	40,401	0.06
23	Blahbatuh	442	71,462	0.62	423,566	8,537	0.02	951,288	108,173	0.11
24	Gianyar	522	85,148	0.61	412,433	9,170	0.02	607,579	27,575	0.05
25	Tampaksiring	216	34,309	0.63	268,801	8,649	0.03	281,541	13,069	0.05
26	Ubud	454	67,167	0.68	436,493	7,958	0.02	1,262,447	117,783	0.09
27	Tegallalang	210	42,632	0.49	355,454	10,814	0.03	429,163	18,876	0.04
28	Payangan	179	52,872	0.34	406,718	11,801	0.03	546,077	29,687	0.05
29	Nusapenida	371	45,151	0.82	303,185	10,240	0.03	191,169	11,137	0.06
30	Banjarangkan	365	36,693	0.99	390,991	9,396	0.02	526,791	54,534	0.10
31	Klungkung	772	61,168	1.26	386,521	8,181	0.02	397,501	15,429	0.04
32	Dawan	377	32,050	1.18	331,561	7,800	0.02	239,871	9,431	0.04
33	Susut	424	47,097	0.90	324,103	6,819	0.02	334,047	18,228	0.05
34	Bangli	556	52,867	1.05	411,493	8,751	0.02	461,915	46,002	0.10
35	Tembuku	362	37,056	0.98	303,391	7,269	0.02	394,716	89,221	0.23
36	Kintamani	724	84,268	0.86	337,937	5,307	0.02	299,970	10,255	0.03
37	Rendang	149	25,661	0.58	347,427	15,062	0.04	264,322	16,467	0.06
38	Sidemen	207	35,389	0.58	356,128	12,680	0.04	332,052	25,580	0.08
39	Manggis	284	39,588	0.72	305,575	9,233	0.03	341,414	30,306	0.09
40	Karangasem	553	82,637	0.67	313,195	8,106	0.03	355,442	18,306	0.05
41	Abang	389	78,176	0.50	245,282	4,560	0.02	204,295	12,987	0.06
42	Bebandem	265	48,808	0.54	297,885	8,965	0.03	271,762	19,955	0.07
43	Selat	181	36,812	0.49	301,050	10,498	0.03	220,378	13,861	0.06
44	Kubu	289	59,293	0.49	384,059	10,071	0.03	279,477	13,153	0.05
45	Gerokgak	333	92,511	0.36	390,288	12,680	0.03	349,655	20,041	0.06
46	Seririt	176	39,610	0.44	471,001	17,891	0.04	389,280	31,424	0.08
47	Busungbiu	190	45,880	0.41	428,036	14,945	0.03	519,585	67,703	0.13
48	Banjar	311	82,113	0.38	395,309	13,689	0.03	518,660	44,849	0.09
49	Sukasada	293	83,127	0.35	378,475	9,672	0.03	337,764	15,423	0.05
50	Buleleng	429	126,230	0.34	525,106	16,636	0.03	638,373	42,355	0.07
51	Sawan	256	65,656	0.39	334,115	10,919	0.03	292,314	15,932	0.05
52	Kubutambahan	246	62,037	0.40	343,891	11,734	0.03	450,988	39,640	0.09
53	Tejakula	191	44,835	0.43	403,928	15,823	0.04	333,486	22,842	0.07
54	Denpasar Selatan	794	261,591	0.30	666,981	12,949	0.02	1,323,758	101,567	0.08
55	Denpasar Timur	506	159,615	0.32	573,467	12,064	0.02	931,345	34,349	0.04
56	Denpasar Barat	737	249,489	0.30	592,807	11,689	0.02	935,983	31,235	0.03
57	Denpasar Utara	553	191,447	0.29	633,781	15,169	0.02	1,023,714	42,842	0.04

Lampiran 2. Uji Multivariat Normal

```
#Multivariate Normal Test (Mardia Test) dan Univariate Normal
(Anderson Darling Test)
#data asli
mvn(grafikdes[,c(5,8)],mvnTest = "mardia", alpha = 0.05,
univariateTest = "AD", univariatePlot = "qqplot",
multivariatePlot = "qq")
$`multivariateNormality`
      Test      Statistic      p value Result
1 Mardia Skewness 62.3896523053437 9.12105810282012e-13 NO
2 Mardia Kurtosis 6.60133112552539 4.07482936282122e-11 NO
3      MVN      <NA>      <NA>      NO

$univariateNormality
      Test Variable Statistic p value Normality
1 Anderson-Darling Y1      2.0865 <0.001      NO
2 Anderson-Darling Y2      2.8671 <0.001      NO

$Descriptives
      n      Mean Std.Dev Median      Min      Max      25th
75th      Skew Kurtosis
Y1 57 413117.4 103644.1 390990.6 245281.7 696315.6 343891.5
436493.5 1.104283 0.6733600
Y2 57 525133.4 275907.6 429163.4 191168.7 1323757.5 334047.3
613116.0 1.189813 0.5320181

#data tranformasi ln
mvn(expenditure[,c(3,4)],mvnTest = "mardia", alpha = 0.05,
univariateTest = "AD", univariatePlot = "qqplot",
multivariatePlot = "qq")
$`multivariateNormality`
      Test      Statistic      p value Result
1 Mardia Skewness 12.1572633692338 0.0162193377480151 NO
2 Mardia Kurtosis 0.886454821702046 0.375372488883521 YES
3      MVN      <NA>      <NA>      NO

$univariateNormality
      Test Variable Statistic p value Normality
1 Anderson-Darling lnY1      0.8828 0.0224      NO
2 Anderson-Darling lnY2      0.6874 0.0688      YES

$Descriptives
      n      Mean Std.Dev Median      Min      Max      25th
75th      Skew
lnY1 57 12.90365 0.2329923 12.87644 12.41016 13.45356 12.74808
12.98653 0.5567349
lnY2 57 13.05368 0.4778679 12.96959 12.16091 14.09598 12.71904
13.32631 0.3944495
      Kurtosis
lnY1 -0.04567269
lnY2 -0.66242791
```


Lampiran 3. Variabel Respon dan Prediktor

No	$\hat{\theta}_1$	$\hat{\theta}_2$	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
1	12,72	12,69	0	3,52	0,90	1,00	0,000000	0,72	0,17	1,20	0,000019	0,41	29,21	0,01	2,58
2	12,70	12,57	0	3,05	0,58	1,00	0,000000	0,63	0,09	1,27	0,000059	0,14	65,29	0,00	7,03
3	13,04	13,30	0	3,29	0,80	1,00	0,000000	0,65	0,13	1,96	0,000013	0,19	31,56	0,00	12,13
4	12,81	12,87	0	3,37	1,00	1,00	0,000000	0,74	0,09	1,12	0,000000	0,03	41,47	0,01	3,92
5	12,87	13,20	0	3,93	1,00	1,00	0,000000	0,81	0,10	1,42	0,000000	0,35	20,85	0,00	1,36
6	13,18	13,33	0	3,35	0,90	1,00	0,000000	0,78	0,09	2,97	0,000000	0,86	36,64	0,01	12,68
7	12,87	12,91	0	3,19	1,00	1,00	0,000000	0,83	0,12	3,59	0,000000	0,47	32,84	0,01	13,67
8	12,92	13,09	0	3,12	1,00	1,00	0,000000	0,90	0,09	0,99	0,000000	0,14	18,07	0,01	9,28
9	12,86	12,86	0	2,94	0,93	1,00	0,000000	0,77	0,07	3,52	0,000017	0,36	30,11	0,01	7,67
10	13,05	13,35	0	3,46	0,75	1,00	0,000000	0,74	0,11	4,03	0,000005	0,36	37,08	0,00	16,57
11	12,88	13,08	0	3,54	0,53	1,00	0,000271	0,59	0,06	2,13	0,000004	0,40	33,60	0,00	22,46
12	12,94	12,90	0	3,60	0,81	1,00	0,000000	0,77	0,09	1,40	0,000000	0,22	30,52	0,01	10,96
13	12,95	13,80	0	3,88	1,00	1,00	0,000000	0,68	0,11	0,71	0,000013	0,14	37,16	0,00	6,10
14	12,75	12,90	0	3,68	1,00	1,00	0,000000	0,88	0,06	1,51	0,000027	0,24	25,36	0,01	8,41
15	12,96	12,98	1	3,73	1,00	1,00	0,000000	0,73	0,14	0,84	0,000008	0,73	34,00	0,01	12,86
16	13,42	13,90	1	3,43	0,00	1,00	0,001026	0,36	0,09	0,40	0,000006	0,03	5,35	0,00	1,85
17	13,45	13,87	0	2,79	0,00	1,00	0,024146	0,28	0,06	0,62	0,000000	0,01	5,18	0,00	1,85
18	13,34	13,70	0	3,56	0,17	1,00	0,000000	0,29	0,08	0,49	0,000000	0,03	8,28	0,00	1,96
19	13,06	13,50	0	4,16	0,50	1,00	0,000000	0,62	0,11	2,73	0,000014	0,16	22,89	0,01	12,37
20	13,09	13,32	0	4,04	0,83	1,00	0,000000	0,70	0,07	2,41	0,000007	0,24	43,04	0,01	21,01
21	12,77	12,73	1	4,03	1,00	1,00	0,000000	0,90	0,13	1,82	0,000000	0,34	87,40	0,01	8,69
22	12,94	13,38	0	4,60	0,17	1,00	0,000000	0,61	0,08	1,56	0,000000	0,28	44,98	0,00	54,34
23	12,96	13,77	0	4,56	0,67	1,00	0,000000	0,62	0,08	2,09	0,000020	0,41	38,40	0,00	11,94
24	12,93	13,32	0	4,45	0,59	1,00	0,001263	0,59	0,11	3,11	0,000030	0,46	46,81	0,01	12,57
25	12,50	12,55	0	4,29	0,50	1,00	0,000000	0,60	0,14	2,32	0,000014	0,31	37,00	0,00	4,44
26	12,99	14,05	0	4,62	0,38	1,00	0,000000	0,63	0,11	1,96	0,000000	0,45	39,99	0,00	38,89
27	12,78	12,97	0	4,93	1,00	1,00	0,006556	0,55	0,11	1,50	0,000007	0,59	59,73	0,00	8,62
28	12,92	13,21	0	4,57	1,00	1,00	0,000000	0,73	0,11	1,21	0,000000	0,64	66,71	0,00	14,31
29	12,62	12,16	1	4,03	0,94	1,00	0,000000	0,94	0,18	0,96	0,000000	0,23	77,11	0,01	5,01
30	12,88	13,17	0	4,16	1,00	1,00	0,000000	0,76	0,12	1,99	0,000000	0,17	82,83	0,01	6,36
31	12,86	12,89	0	4,00	0,50	1,00	0,000000	0,48	0,10	1,98	0,000000	0,27	41,38	0,00	9,11
32	12,71	12,39	0	3,87	0,50	1,00	0,000675	0,60	0,07	1,45	0,000000	0,20	62,32	0,01	19,12
33	12,69	12,72	0	3,48	0,89	1,00	0,000000	0,71	0,11	3,07	0,000008	0,01	51,91	0,00	38,64
34	12,93	13,04	0	3,61	0,56	0,99	0,000000	0,63	0,11	3,00	0,000014	0,09	46,30	0,01	32,72
35	12,62	12,89	0	3,40	1,00	1,00	0,000000	0,76	0,13	1,81	0,000010	0,07	57,95	0,01	29,47
36	12,73	12,61	0	3,79	0,96	0,92	0,000555	0,69	0,11	1,14	0,000083	0,13	50,34	0,01	4,36
37	12,76	12,48	0	3,98	1,00	0,98	0,000000	0,83	0,10	1,01	0,000000	0,36	52,73	0,01	10,87
38	12,78	12,71	0	3,61	0,70	1,00	0,000000	0,81	0,11	0,81	0,000048	0,45	75,15	0,01	74,06
39	12,63	12,74	0	3,91	0,83	0,99	0,000000	0,87	0,12	0,85	0,000000	0,33	70,28	0,00	13,87
40	12,65	12,78	0	3,69	0,82	1,00	0,000000	0,73	0,12	2,82	0,000007	0,44	55,40	0,01	28,70
41	12,41	12,23	0	3,86	0,93	0,99	0,000000	0,72	0,09	0,62	0,000023	0,55	81,07	0,01	26,97
42	12,60	12,51	0	3,54	0,88	0,90	0,000000	0,81	0,12	0,85	0,000000	0,43	35,49	0,01	32,28
43	12,62	12,30	0	3,37	1,00	0,97	0,000000	0,79	0,07	1,05	0,000000	0,39	97,50	0,01	53,51
44	12,86	12,54	0	3,70	1,00	0,99	0,000000	0,69	0,15	0,68	0,000063	0,51	28,07	0,01	18,42
45	12,87	12,76	0	3,54	0,93	0,98	0,000000	0,65	0,12	0,69	0,000029	0,16	104,09	0,01	9,72

No	$\hat{\theta}_1$	$\hat{\theta}_2$	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
46	13,06	12,87	0	3,35	0,67	0,99	0,011024	0,66	0,11	1,28	0,000000	0,11	96,57	0,01	7,85
47	12,97	13,16	1	3,36	1,00	0,99	0,000000	1,16	0,15	1,18	0,000000	0,30	62,18	0,01	3,45
48	12,89	13,16	1	3,06	0,82	0,99	0,000000	0,82	0,10	0,74	0,000005	0,09	89,04	0,01	20,21
49	12,84	12,73	0	3,91	0,93	0,99	0,000000	0,78	0,14	0,95	0,000018	0,23	121,70	0,01	11,44
50	13,17	13,37	0	3,74	0,21	1,00	0,001588	0,55	0,12	1,57	0,000060	0,29	76,36	0,00	8,38
51	12,72	12,59	0	3,42	0,79	1,00	0,000000	0,63	0,10	1,27	0,000089	0,19	79,69	0,01	12,09
52	12,75	13,02	0	3,49	0,92	0,90	0,000000	0,69	0,11	0,59	0,000006	0,16	105,69	0,01	8,93
53	12,91	12,72	0	3,40	1,00	1,00	0,000000	0,70	0,09	0,89	0,000006	0,07	59,91	0,00	4,86
54	13,41	14,10	0	4,11	0,10	1,00	0,003086	0,42	0,12	2,23	0,000000	0,03	7,83	0,00	10,78
55	13,26	13,74	0	4,55	0,18	1,00	0,017969	0,56	0,13	3,18	0,000000	0,08	16,14	0,00	8,42
56	13,29	13,75	0	4,14	0,00	1,00	0,002619	0,33	0,07	1,46	0,000000	0,02	8,78	0,00	2,97
57	13,36	13,84	0	3,90	0,00	1,00	0,022950	0,38	0,13	1,95	0,000000	0,02	12,89	0,00	3,08

Keterangan : $\hat{\theta}_1 = \ln(\bar{y}_1)$ dan $\hat{\theta}_2 = \ln(\bar{y}_2)$

Lampiran 4. Matrik Korelasi Perason

	$\hat{\theta}_{i1}$	$\hat{\theta}_{i2}$	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂
$\hat{\theta}_{i2}$	0.85												
	(0.00)												
X ₂	0.00	0.23											
	(0.98)	(0.09)											
X ₃	-0.68	-0.64	-0.17										
	(0.00)	(0.00)	(0.20)										
X ₄	0.30	0.28	0.11	-0.22									
	(0.03)	(0.03)	(0.41)	(0.10)									
X ₅	0.52	0.39	0.01	-0.52	0.10								
	(0.00)	(0.00)	(0.97)	(0.00)	(0.45)								
X ₆	-0.60	-0.55	-0.17	0.81	-0.16	-0.48							
	(0.00)	(0.00)	(0.22)	(0.00)	(0.25)	(0.00)							
X ₇	-0.16	-0.17	0.17	0.21	-0.04	-0.01	0.29						
	(0.22)	(0.20)	(0.21)	(0.13)	(0.77)	(0.94)	(0.03)						
X ₈	0.11	0.20	0.14	-0.09	0.29	0.03	-0.01	0.01					
	(0.40)	(0.14)	(0.32)	(0.50)	(0.03)	(0.83)	(0.95)	(0.93)					
X ₉	-0.22	-0.27	-0.11	0.09	-0.14	-0.16	-0.03	0.08	-0.13				
	(0.11)	(0.04)	(0.41)	(0.53)	(0.29)	(0.23)	(0.81)	(0.56)	(0.33)				
X ₁₀	-0.31	-0.25	0.25	0.40	-0.01	-0.30	0.36	0.13	0.14	0.03			
	(0.02)	(0.07)	(0.06)	(0.00)	(0.94)	(0.02)	(0.01)	(0.33)	(0.31)	(0.83)			
X ₁₁	-0.53	-0.56	-0.02	0.46	-0.27	-0.27	0.43	0.19	-0.26	0.20	0.11		
	(0.00)	(0.00)	(0.87)	(0.00)	(0.04)	(0.04)	(0.00)	(0.15)	(0.05)	(0.15)	(0.41)		
X ₁₂	-0.43	-0.48	-0.15	0.68	-0.12	-0.40	0.70	0.15	0.12	0.06	0.37	0.54	
	(0.00)	(0.00)	(0.27)	(0.00)	(0.36)	(0.00)	(0.00)	(0.26)	(0.39)	(0.67)	(0.00)	(0.00)	
X ₁₃	-0.31	-0.20	0.06	0.04	-0.10	-0.22	0.17	-0.14	0.08	0.04	0.24	0.24	0.29
	(0.02)	(0.15)	(0.64)	(0.78)	(0.48)	(0.10)	(0.20)	(0.31)	(0.57)	(0.79)	(0.07)	(0.08)	(0.03)

Keterangan : korelasi signifikan dicetak tebal; nilai p-value ()

Lampiran 5. Estimasi Regresi Linier Berganda - Komoditi Makanan (*ln*)

```

expendituref<-as.data.frame(expenditure)
expendituref$X1<-as.factor(expendituref$X1)

#regresi linier untuk mendapatkan parameter prior beta
lm1<-lm(lnY1~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8+X9+X10+X11+X12+X13, data =
expendituref)
summary(lm1)

Call:
lm(formula = lnY1 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7 + X8 + X9 +
    X10 + X11 + X12 + X13, data = expendituref)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.39748 -0.08545  0.01370  0.08844  0.23151

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.269e+01  1.056e+00  12.020 2.44e-15 ***
X11           6.166e-02  8.633e-02   0.714  0.4789
X2          -3.741e-02  5.194e-02  -0.720  0.4753
X3          -3.806e-01  1.415e-01  -2.689  0.0101 *
X4           8.468e-01  1.044e+00   0.811  0.4218
X5           6.663e+00  5.007e+00   1.331  0.1903
X6          -2.934e-01  2.617e-01  -1.121  0.2685
X7          -2.661e-01  9.402e-01  -0.283  0.7785
X8          -1.010e-02  2.855e-02  -0.354  0.7253
X9          -1.111e+03  1.078e+03  -1.031  0.3083
X10           1.320e-02  1.317e-01   0.100  0.9206
X11          -2.205e-03  1.000e-03  -2.205  0.0329 *
X12           3.417e+01  1.537e+01   2.223  0.0316 *
X13          -3.711e-03  1.749e-03  -2.122  0.0396 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.152 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6734, Adjusted R-squared:  0.5746
F-statistic:  6.82 on 13 and 43 DF, p-value: 7.262e-07

```

Lampiran 6. Estimasi Regresi Linier Berganda - Komoditi Non Makanan (*ln*)

```
#regresi linier untuk mendapatkan parameter prior beta
lm2<-lm(lnY2~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8+X9+X10+X11+X12+X13, data =
expendituref)
summary(lm2)

Call:
lm(formula = lnY2 ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6 + X7 + X8 + X9 +
    X10 + X11 + X12 + X13, data = expendituref)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.85455 -0.15588 -0.05452  0.14330  0.84258

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.241e+01  2.495e+00   4.975  1.1e-05 ***
X11           1.100e-01  2.040e-01   0.539  0.5926
X2            1.776e-01  1.228e-01   1.446  0.1553
X3           -5.517e-01  3.345e-01  -1.649  0.1064
X4            9.007e-01  2.468e+00   0.365  0.7169
X5            4.974e+00  1.183e+01   0.420  0.6763
X6           -2.961e-01  6.186e-01  -0.479  0.6347
X7           -1.332e+00  2.222e+00  -0.600  0.5520
X8            3.041e-02  6.748e-02   0.451  0.6545
X9           -2.880e+03  2.548e+03  -1.130  0.2647
X10           -1.664e-01  3.114e-01  -0.534  0.5958
X11           -5.048e-03  2.364e-03  -2.135  0.0385 *
X12            2.455e+01  3.633e+01   0.676  0.5028
X13           -3.491e-03  4.134e-03  -0.844  0.4032
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.3592 on 43 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5662, Adjusted R-squared:  0.4351
F-statistic: 4.318 on 13 and 43 DF, p-value: 0.0001345
```

Lampiran 7. *Syntax* Model Univariat FH - Komoditi Makanan

```
#Univariate Hierarchical Bayes - makanan
#nama file : uniHBmkn.bug
model{
  ##modellikelihood
  for(i in 1:N){
    lny1[i]~dnorm(mu[i],tau.e[i])
    mu[i]<-
beta0+beta[1]*x1[i]+beta[2]*x2[i]+beta[3]*x3[i]+beta[4]*x4[i]+bet
a[5]*x5[i]+beta[6]*x6[i]+beta[7]*x7[i]+beta[8]*x8[i]+beta[9]*x9[i
]+beta[10]*x10[i]+beta[11]*x11[i]+beta[12]*x12[i]+beta[13]*x13[i]
+u[i]
    tau.e[i]~dgamma(0.01,0.01)
    u[i]~dnorm(0,tau.u)
  }

  ##prior beta
  #non informative prior from linear regression
  beta0~dnorm(12.69,0.88999644001424)
  beta[1]~dnorm(0.0617,134.269820575239)
  beta[2]~dnorm(-0.0374,371.248992987106)
  beta[3]~dnorm(-0.381,49.5933346558223)
  beta[4]~dnorm(0.85,0.924556213017751)
  beta[5]~dnorm(6.66,0.0398404787231923)
  beta[6]~dnorm(-0.293,14.5679156226327)
  beta[7]~dnorm(-0.266,1.13173381620643)
  beta[8]~dnorm(-0.0101,1222.55367010612)
  beta[9]~dnorm(-1111,8.60522991453286E-07)
  beta[10]~dnorm(0.013,57.3921028466483)
  beta[11]~dnorm(-0.00221,1000000)
  beta[12]~dnorm(34.2,0.0042165626581211)
  beta[13]~dnorm(-0.00371,326530.612244898)

  ##deterministic of nodes
  for(i in 1:N){
    sig2.e[i]<-1/tau.e[i]
    sig.e[i]<-sqrt(sig2.e[i])
  }

  ##prior tau.u
  tau.u~dgamma(0.01,0.01)

  ##deterministic of nodes
  sig2.u<-1/tau.u
  sig.u<-sqrt(sig2.u)
}
```

Lampiran 8. *Syntax* Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan

```
#Univariate Hierarchical Bayes - non makanan
#nama file : uniHBnonmkn.bug
model{
  ##modellikelihood
  for(i in 1:N){
    lny2[i]~dnorm(mu[i],tau.e[i])
    mu[i]<-
beta0+beta[1]*x1[i]+beta[2]*x2[i]+beta[3]*x3[i]+beta[4]*x4[i]+beta
a[5]*x5[i]+beta[6]*x6[i]+beta[7]*x7[i]+beta[8]*x8[i]+beta[9]*x9[i
]+beta[10]*x10[i]+beta[11]*x11[i]+beta[12]*x12[i]+beta[13]*x13[i
]+u[i]
    tau.e[i]~dgamma(0.01,0.01)
    u[i]~dnorm(0,tau.u)
    lny2pred[i]~dnorm(mu[i],tau.e[i])
  }

  ##prior beta
  #non informative prior from linear regression
  beta0~dnorm(12.41,0.16)
  beta[1]~dnorm(0.11,24.0292195309496)
  beta[2]~dnorm(0.178,66.0982219578293)
  beta[3]~dnorm(-0.552,8.91067052795723)
  beta[4]~dnorm(0.9,0.163910242751069)
  beta[5]~dnorm(5,0.00718184429761563)
  beta[6]~dnorm(-0.296,2.60986895847959)
  beta[7]~dnorm(-1.33,0.202905608311014)
  beta[8]~dnorm(0.0304,219.478737997257)
  beta[9]~dnorm(-2880,1.54028523618118E-07)
  beta[10]~dnorm(-0.166,10.3390163459848)
  beta[11]~dnorm(-0.00505,179546.107440391)
  beta[12]~dnorm(24.6,0.000758903839294523)
  beta[13]~dnorm(-0.00349,58627.300388699)

  ##deterministic of nodes
  for(i in 1:N){
    sig2.e[i]<-1/tau.e[i]
    sig.e[i]<-sqrt(sig2.e[i])
  }

  ##prior tau.u
  tau.u~dgamma(0.01,0.01)

  ##deterministic of nodes
  sig2.u<-1/tau.u
  sig.u<-sqrt(sig2.u)
}
```

Lampiran 9. *Syntax* Proses MCMC Model Univariat FH - Komoditi Makanan

[illegible]


```

acf(b0.2, main="ACF Beta0 - chain ke-2")

#Beta1
b1.1 <- uniHBmkn$sims.array[,,"beta[1]"][,1]
b1.2 <- uniHBmkn$sims.array[,,"beta[1]"][,2]
plot(b1.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta[1]",
ylim=range(c(b1.1,b1.2)))
lines(b1.2,type="l",col="blue")
plot(density(b1.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot Beta[1]",
ylim=range(c((density(b1.1)$y), (density(b1.2)$y))))
lines(density(b1.2),lwd=2,col="blue")
acf(b1.1, main="ACF Beta[1] - chain ke-1")
acf(b1.2, main="ACF Beta[1] - chain ke-2")

#Beta2
b2.1 <- uniHBmkn$sims.array[,,"beta[2]"][,1]
b2.2 <- uniHBmkn$sims.array[,,"beta[2]"][,2]
plot(b2.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta[2]",
ylim=range(c(b2.1,b2.2)))
lines(b2.2,type="l",col="blue")
plot(density(b2.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot Beta[2]",
ylim=range(c((density(b2.1)$y), (density(b2.2)$y))))
lines(density(b2.2),lwd=2,col="blue")
acf(b2.1, main="ACF Beta[2] - chain ke-1")
acf(b2.2, main="ACF Beta[2] - chain ke-2")

.
.
.

#Beta13
b13.1 <- uniHBmkn$sims.array[,,"beta[13]"][,1]
b13.2 <- uniHBmkn$sims.array[,,"beta[13]"][,2]
plot(b13.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta[13]",
ylim=range(c(b13.1,b13.2)))
lines(b13.2,type="l",col="blue")
plot(density(b13.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta[13]", ylim=range(c((density(b13.1)$y), (density(b13.2)$y))))
lines(density(b13.2),lwd=2,col="blue")
acf(b13.1, main="ACF Beta[13] - chain ke-1")
acf(b13.2, main="ACF Beta[13] - chain ke-2")

# Convergence diagnostics
A <- as.mcmc.list(uniHBmkn)

# Gelman-Rubin diagnostic
gelman.diag(A)

# Rafteri diagnostic, show how many iterations is needed
raftery.diag(A)

# Menghitung nilai MSPE dan MAPE
mumknuni<-as.matrix(uniHBmkn$sims.matrix[,15:71])
str(mumknuni)

#mumknuni<-as.matrix(mumknuni) #gunakan ini setelah fread data
frame mumknuni
SPE = matrix(nrow=20000, ncol=N)
APE = matrix(nrow=20000, ncol=N)
for (i in 1:N) {
  for (h in 1:20000) {
    SPE[h,i]<-(makanan$lnY1[i]-mumknuni[h,i])*(makanan$lnY1[i]-
mumknuni[h,i])
    APE[h,i]<-abs((makanan$lnY1[i]-

```

```

mumknuni[h,i])/makanan$lnY1[i]*100)
}
}
MSPE<-round(sum(SPE[,])/ (N*20000),4)
MAPE<-round(sum(APE[,])/ (N*20000),4)

# Menghitung nilai RMSE
SE=vector(length = 57)
for (i in 1:N) {
  SE[i]<-(makanan$lnY1[i]-mean(mumknuni[,i]))*(makanan$lnY1[i]-
mean(mumknuni[,i]))
}
MSE<-sum(SE[])/(N-14)
RMSE<-round(sqrt(MSE),4)

# Menghitung nilai R2adj
MST<-var(makanan$lnY1)
R2adj<-round((1-(MSE/MST))*100,4)

infomknuni<-data.frame(MSPE, MAPE, RMSE, R2adj)
names(infomknuni)<-c("MSPE", "MAPE(%)", "RMSE", "R2adj(%)")
infomknuni

```

Lampiran 10. *Syntax* Proses MCMC Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan[illegible]

```

acf(b0.2, main="ACF Beta0 - chain ke-2")

#Beta1
b1.1 <- uniHBnonmkn$sims.array[,,"beta[1]"][,1]
b1.2 <- uniHBnonmkn$sims.array[,,"beta[1]"][,2]
plot(b1.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta[1]",
ylim=range(c(b1.1,b1.2)))
lines(b1.2,type="l",col="blue")
plot(density(b1.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot Beta[1]",
ylim=range(c((density(b1.1)$y), (density(b1.2)$y))))
lines(density(b1.2),lwd=2,col="blue")
acf(b1.1, main="ACF Beta[1] - chain ke-1")
acf(b1.2, main="ACF Beta[1] - chain ke-2")

#Beta2
b2.1 <- uniHBnonmkn$sims.array[,,"beta[2]"][,1]
b2.2 <- uniHBnonmkn$sims.array[,,"beta[2]"][,2]
plot(b2.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta[2]",
ylim=range(c(b2.1,b2.2)))
lines(b2.2,type="l",col="blue")
plot(density(b2.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot Beta[2]",
ylim=range(c((density(b2.1)$y), (density(b2.2)$y))))
lines(density(b2.2),lwd=2,col="blue")
acf(b2.1, main="ACF Beta[2] - chain ke-1")
acf(b2.2, main="ACF Beta[2] - chain ke-2")

.
.
.

#Beta13
b13.1 <- uniHBnonmkn$sims.array[,,"beta[13]"][,1]
b13.2 <- uniHBnonmkn$sims.array[,,"beta[13]"][,2]
plot(b13.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta[13]",
ylim=range(c(b13.1,b13.2)))
lines(b13.2,type="l",col="blue")
plot(density(b13.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta[13]", ylim=range(c((density(b13.1)$y), (density(b13.2)$y))))
lines(density(b13.2),lwd=2,col="blue")
acf(b13.1, main="ACF Beta[13] - chain ke-1")
acf(b13.2, main="ACF Beta[13] - chain ke-2")

# Convergence diagnostics
B <- as.mcmc.list(uniHBnonmkn)

# Gelman-Rubin diagnostic
gelman.diag(B)

# Raftery diagnostic, show how many iterations is needed
raftery.diag(B)

# Menghitung nilai MSPE dan MAPE
munonmknuni<-as.matrix(uniHBnonmkn$sims.matrix[,15:71])
str(munonmknuni)

#munonmknuni<-as.matrix(munonmknuni) #gunakan ini setelah fread
data frame munonmknuni
SPE = matrix(nrow=20000, ncol=N)
APE = matrix(nrow=20000, ncol=N)
for (i in 1:N) {
  for (h in 1:20000) {
    SPE[h,i]<-(nonmakanan$lnY2[i]-
munonmknuni[h,i])*(nonmakanan$lnY2[i]-munonmknuni[h,i])
    APE[h,i]<-abs((nonmakanan$lnY2[i]-

```

```

munonmknuni[h,i])/nonmakanan$lnY2[i]*100)
  }
}
MSPE<-round(sum(SPE[, ])/(N*20000),4)
MAPE<-round(sum(APE[, ])/(N*20000),4)

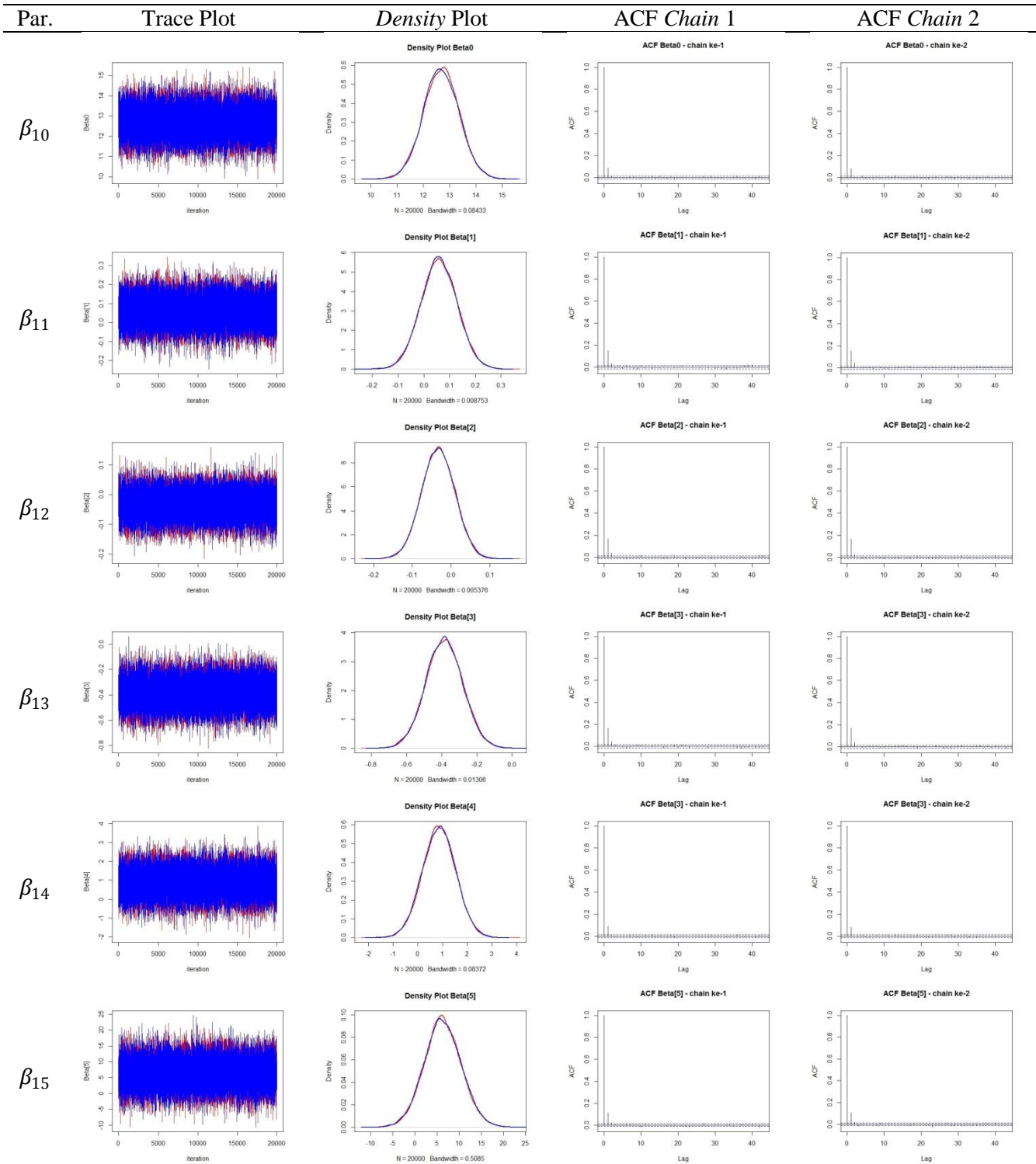
# Menghitung nilai RMSE
SE=vector(length = 57)
for (i in 1:N) {
  SE[i]<-(nonmakanan$lnY2[i]-
mean(munonmknuni[,i]))*(nonmakanan$lnY2[i]-mean(munonmknuni[,i]))
}
MSE<-sum(SE)/(N-14)
RMSE<-round(sqrt(MSE),4)

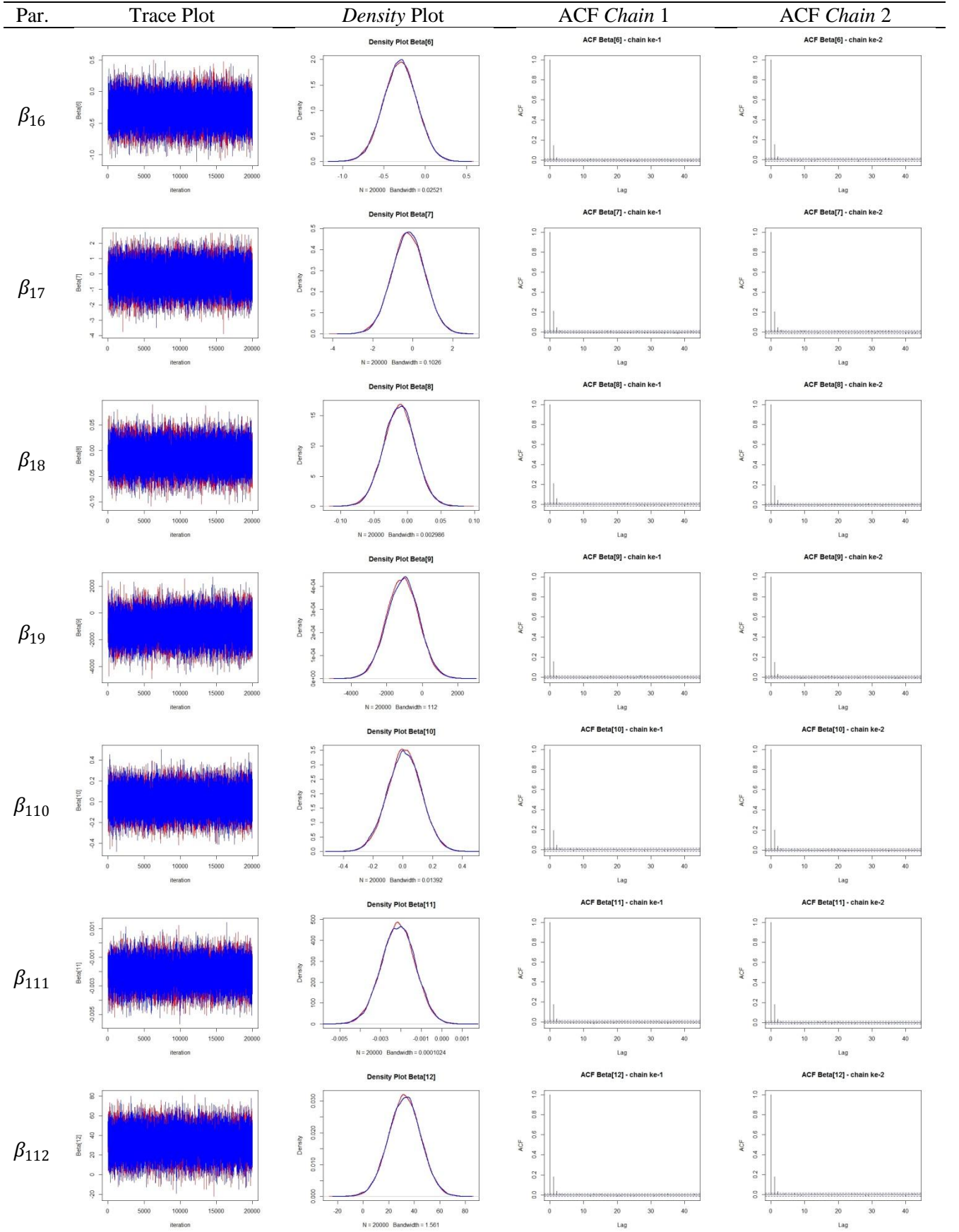
# Menghitung nilai R2adj
MST<-var(nonmakanan$lnY2)
R2adj<-round((1-(MSE/MST))*100,4)

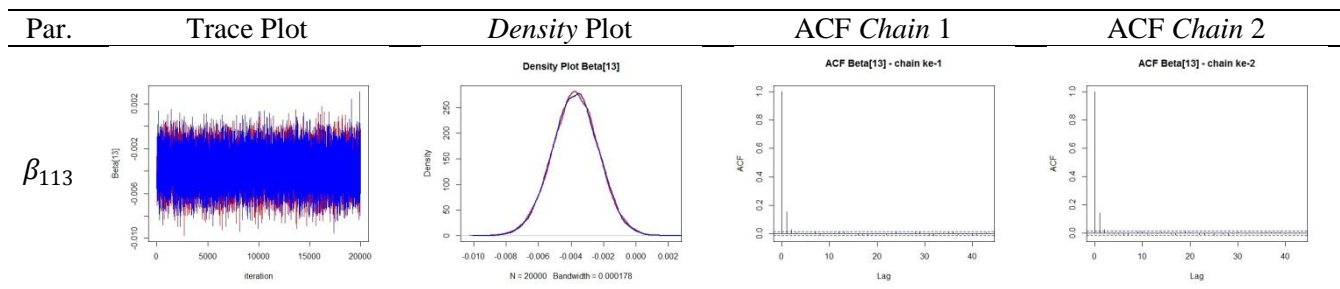
infononmknuni<-data.frame(MSPE, MAPE, RMSE, R2adj)
names(infononmknuni)<-c("MSPE","MAPE(%)","RMSE", "R2adj(%)")
infononmknuni

```

Lampiran 11. *Trace plot*, plot autokorelasi dan *density plot* parameter Model Univariat FH - Komoditi Makanan







Lampiran 12. Hasil Estimasi Model Univariat FH - Komoditi Makanan

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
beta0	12.68	0.6791	0.003919	11.35	12.68	14.02	0.58	1.00
beta[1]	0.05891	0.07018	4.30E-04	-0.07892	0.05868	0.1964	0.61	1.00
beta[2]	-0.03334	0.04306	2.49E-04	-0.1178	-0.03326	0.05076	0.58	1.00
beta[3]	-0.3858	0.105	6.29E-04	-0.5911	-0.386	-0.1798	0.60	1.00
beta[4]	0.863	0.6757	0.003837	-0.4651	0.8656	2.189	0.57	1.00
beta[5]	6.29	4.182	0.0209	-1.91	6.232	14.61	0.50	1.00
beta[6]	-0.3045	0.203	0.001068	-0.705	-0.3032	0.09061	0.53	1.00
beta[7]	-0.2242	0.821	0.004655	-1.836	-0.2233	1.382	0.57	1.00
beta[8]	-0.01194	0.02386	1.53E-04	-0.05879	-0.01181	0.0349	0.64	1.00
beta[9]	-1099	908.7	5.153	-2893	-1087	678.6	0.57	1.00
beta[10]	0.01049	0.1139	6.83E-04	-0.2157	0.01064	0.2332	0.60	1.00
beta[11]	-0.00213	8.33E-04	5.08E-06	-0.00379	-0.00213	-5.18E-04	0.61	1.00
beta[12]	32.49	12.63	0.08019	7.57	32.55	57.21	0.63	1.00
beta[13]	-0.00373	0.001438	8.33E-06	-0.00659	-0.00373	-9.39E-04	0.58	1.00
deviance	7.134	15.72	0.09487	-22.28	6.625	39.62	0.60	1.00
mu[1]	12.88	0.109	6.68E-04	12.67	12.88	13.1	0.61	1.00
mu[2]	12.85	0.11	7.22E-04	12.64	12.85	13.08	0.66	1.00
mu[3]	12.89	0.09969	6.28E-04	12.69	12.89	13.08	0.63	1.00
mu[4]	12.85	0.09408	4.97E-04	12.66	12.85	13.03	0.53	1.00
mu[5]	12.83	0.09828	5.88E-04	12.63	12.83	13.02	0.60	1.00
mu[6]	12.98	0.1233	8.50E-04	12.73	12.98	13.21	0.69	1.00
mu[7]	12.92	0.1075	6.30E-04	12.72	12.92	13.14	0.59	1.00
mu[8]	12.9	0.09957	5.45E-04	12.7	12.9	13.1	0.55	1.00
mu[9]	12.93	0.1075	6.38E-04	12.73	12.93	13.15	0.59	1.00
mu[10]	12.88	0.1098	7.20E-04	12.66	12.88	13.09	0.66	1.00
mu[11]	12.99	0.09838	5.70E-04	12.8	12.98	13.19	0.58	1.00
mu[12]	12.93	0.08809	4.99E-04	12.75	12.93	13.1	0.57	1.00
mu[13]	12.83	0.09893	6.28E-04	12.63	12.83	13.02	0.63	1.00
mu[14]	12.83	0.1028	5.85E-04	12.63	12.83	13.04	0.57	1.00
mu[15]	12.98	0.1167	6.66E-04	12.75	12.97	13.21	0.57	1.00
mu[16]	13.4	0.1263	6.61E-04	13.13	13.4	13.64	0.52	1.00
mu[17]	13.49	0.1382	7.46E-04	13.22	13.48	13.77	0.54	1.00
mu[18]	13.28	0.1146	6.70E-04	13.04	13.28	13.5	0.58	1.00
mu[19]	13.08	0.09246	4.79E-04	12.89	13.08	13.26	0.52	1.00
mu[20]	12.95	0.1027	6.29E-04	12.74	12.95	13.15	0.61	1.00
mu[21]	12.84	0.1124	6.62E-04	12.63	12.84	13.08	0.59	1.00
mu[22]	12.97	0.1116	6.45E-04	12.74	12.96	13.19	0.58	1.00
mu[23]	12.93	0.09388	5.56E-04	12.74	12.93	13.11	0.59	1.00
mu[24]	12.95	0.09602	5.16E-04	12.76	12.95	13.14	0.54	1.00
mu[25]	12.9	0.1171	7.70E-04	12.66	12.9	13.13	0.66	1.00
mu[26]	12.91	0.1045	6.60E-04	12.7	12.91	13.11	0.63	1.00
mu[27]	12.81	0.1108	6.24E-04	12.59	12.81	13.03	0.56	1.00
mu[28]	12.72	0.1138	7.69E-04	12.49	12.72	12.93	0.68	1.00
mu[29]	12.77	0.1257	7.75E-04	12.53	12.77	13.03	0.62	1.00
mu[30]	12.87	0.09941	5.54E-04	12.67	12.87	13.06	0.56	1.00
mu[31]	13.04	0.0998	6.27E-04	12.84	13.04	13.24	0.63	1.00
mu[32]	13.01	0.1054	7.24E-04	12.79	13.01	13.21	0.69	1.00
mu[33]	12.7	0.1018	5.56E-04	12.49	12.69	12.9	0.55	1.00
mu[34]	12.92	0.09372	4.74E-04	12.73	12.92	13.11	0.51	1.00
mu[35]	12.77	0.102	6.72E-04	12.57	12.77	12.98	0.66	1.00
mu[36]	12.7	0.112	5.83E-04	12.47	12.7	12.92	0.52	1.00
mu[37]	12.78	0.0903	4.99E-04	12.6	12.78	12.96	0.55	1.00
mu[38]	12.71	0.1256	6.83E-04	12.45	12.71	12.95	0.54	1.00
mu[39]	12.73	0.09819	5.62E-04	12.54	12.72	12.93	0.57	1.00
mu[40]	12.78	0.09566	6.18E-04	12.59	12.78	12.97	0.65	1.00
mu[41]	12.7	0.1109	7.28E-04	12.48	12.71	12.92	0.66	1.00
mu[42]	12.69	0.1108	6.13E-04	12.47	12.68	12.91	0.55	1.00
mu[43]	12.59	0.1084	6.10E-04	12.37	12.6	12.81	0.56	1.00
mu[44]	12.79	0.109	6.49E-04	12.56	12.79	13	0.59	1.00
mu[45]	12.84	0.1024	5.55E-04	12.63	12.84	13.04	0.54	1.00
mu[46]	13	0.1026	5.30E-04	12.79	13.01	13.2	0.52	1.00
mu[47]	12.84	0.1321	7.97E-04	12.56	12.84	13.08	0.60	1.00
mu[48]	12.84	0.1103	6.06E-04	12.61	12.84	13.05	0.55	1.00

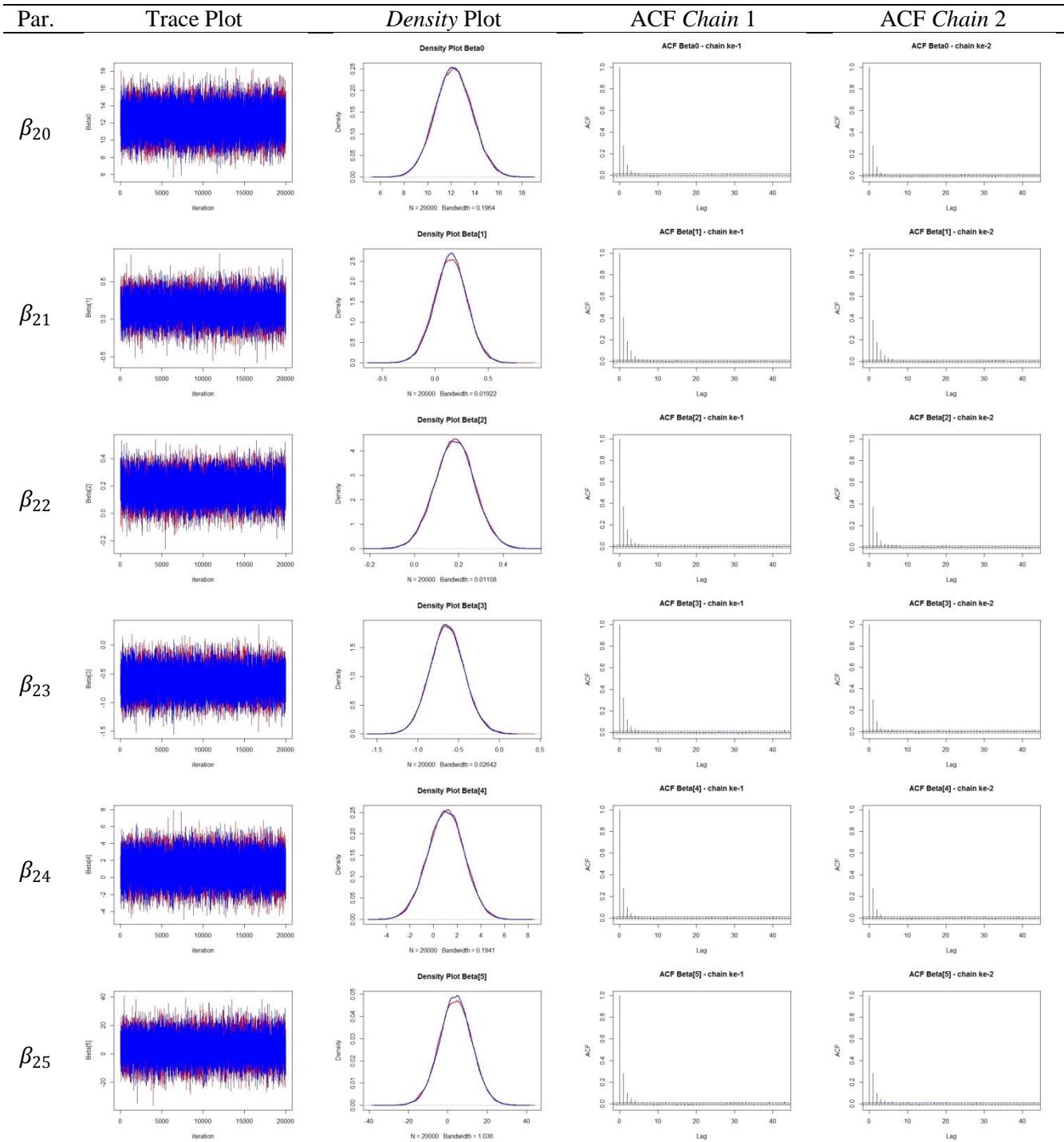
node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
mu[49]	12.68	0.1097	7.23E-04	12.46	12.69	12.89	0.66	1.00
mu[50]	13.03	0.1153	7.30E-04	12.79	13.03	13.24	0.63	1.00
mu[51]	12.78	0.1087	6.43E-04	12.57	12.78	13	0.59	1.00
mu[52]	12.72	0.1099	5.59E-04	12.5	12.72	12.94	0.51	1.00
mu[53]	12.82	0.09671	5.69E-04	12.62	12.82	13	0.59	1.00
mu[54]	13.25	0.111	7.56E-04	13.03	13.26	13.46	0.68	1.00
mu[55]	13.25	0.1156	6.64E-04	13.02	13.25	13.48	0.57	1.00
mu[56]	13.3	0.1103	6.21E-04	13.08	13.3	13.52	0.56	1.00
mu[57]	13.41	0.1253	7.10E-04	13.17	13.41	13.67	0.57	1.00
sig.e[1]	9.462	1302	6.492	0.08396	0.3337	7.21	0.50	1.03
sig.e[2]	2.052	64.02	0.3156	0.08298	0.3247	6.893	0.49	1.25
sig.e[3]	3.475	323.8	1.612	0.08192	0.3089	6.673	0.50	1.28
sig.e[4]	1.277	23.18	0.1164	0.07004	0.2437	5.13	0.50	1.22
sig.e[5]	1.416	44.14	0.2175	0.07017	0.2478	5.132	0.49	1.15
sig.e[6]	1.996	41.75	0.2083	0.08997	0.3686	7.496	0.50	1.15
sig.e[7]	1.195	17.85	0.09138	0.07136	0.2538	4.98	0.51	1.00
sig.e[8]	1.637	45.3	0.2217	0.07021	0.243	5.162	0.49	1.17
sig.e[9]	1.522	26.86	0.13	0.07166	0.2591	5.501	0.48	1.08
sig.e[10]	1.712	24.97	0.1233	0.08537	0.338	6.826	0.49	1.01
sig.e[11]	1.479	22.22	0.1081	0.07524	0.277	5.878	0.49	1.13
sig.e[12]	1.201	41.09	0.2035	0.06923	0.2385	4.423	0.50	1.01
sig.e[13]	1.358	23.36	0.1147	0.07785	0.2869	5.798	0.49	1.21
sig.e[14]	1.362	33.29	0.165	0.07332	0.2657	5.439	0.50	1.02
sig.e[15]	1.715	101.6	0.5049	0.07051	0.254	5.132	0.50	1.11
sig.e[16]	1.263	16.66	0.0827	0.0724	0.2635	5.407	0.50	1.00
sig.e[17]	1.317	28.46	0.1438	0.07284	0.27	5.46	0.51	1.00
sig.e[18]	2.274	177.6	0.8838	0.07316	0.2605	5.756	0.50	1.16
sig.e[19]	2.762	244	1.277	0.06956	0.2399	4.999	0.52	1.29
sig.e[20]	1.626	25.62	0.1263	0.0801	0.3054	6.24	0.49	1.06
sig.e[21]	1.351	16.91	0.08355	0.07367	0.2686	5.588	0.49	1.00
sig.e[22]	1.558	68.38	0.367	0.07141	0.2502	4.977	0.54	1.28
sig.e[23]	1.492	46.55	0.2363	0.06949	0.2412	5.047	0.51	1.03
sig.e[24]	1.326	29.07	0.1426	0.06955	0.2428	5.06	0.49	1.14
sig.e[25]	3.325	108.6	0.5402	0.1559	0.6148	12.63	0.50	1.01
sig.e[26]	1.801	61.57	0.3039	0.07281	0.2641	5.392	0.49	1.04
sig.e[27]	1.584	41.47	0.2044	0.07149	0.2524	5.079	0.49	1.05
sig.e[28]	3.776	403.6	2.009	0.08989	0.3607	7.596	0.50	1.29
sig.e[29]	1.704	25.21	0.1388	0.08004	0.3183	6.911	0.55	1.09
sig.e[30]	1.341	40.03	0.1983	0.07082	0.2431	5.144	0.50	1.28
sig.e[31]	3.306	262.2	1.303	0.08581	0.3319	6.802	0.50	1.27
sig.e[32]	2.394	33.23	0.1589	0.1184	0.4717	10.09	0.48	1.01
sig.e[33]	1.421	29.41	0.144	0.07007	0.2454	5.318	0.49	1.09
sig.e[34]	1.334	31.41	0.1543	0.06962	0.2391	5.137	0.49	1.10
sig.e[35]	2.348	147.4	0.7332	0.08122	0.312	6.722	0.50	1.24
sig.e[36]	1.518	42.19	0.2058	0.07114	0.2545	5.271	0.49	1.28
sig.e[37]	1.289	20.72	0.1073	0.06893	0.2391	4.857	0.52	1.19
sig.e[38]	2.071	92.7	0.4608	0.07397	0.2768	5.558	0.50	1.23
sig.e[39]	1.535	44.96	0.2222	0.07454	0.2719	5.622	0.49	1.28
sig.e[40]	1.509	33.37	0.1794	0.07818	0.2895	6.077	0.54	1.02
sig.e[41]	2.225	25.77	0.1213	0.1158	0.4691	9.716	0.47	1.05
sig.e[42]	1.693	43.12	0.2144	0.07413	0.2716	5.668	0.50	1.08
sig.e[43]	1.451	36.52	0.181	0.07119	0.2497	5.189	0.50	1.27
sig.e[44]	1.438	31.75	0.1559	0.0733	0.2638	5.215	0.49	1.00
sig.e[45]	1.368	32.66	0.1609	0.071	0.2483	5.184	0.49	1.18
sig.e[46]	1.73	53.24	0.2747	0.0713	0.255	5.083	0.52	1.25
sig.e[47]	2.308	98.84	0.4979	0.07798	0.3086	6.151	0.50	1.05
sig.e[48]	1.368	25.98	0.1282	0.07135	0.2546	5.58	0.49	1.28
sig.e[49]	1.91	42.36	0.2073	0.08321	0.3204	6.666	0.49	1.01
sig.e[50]	1.519	19.21	0.09536	0.07926	0.3116	6.364	0.50	1.16
sig.e[51]	1.601	41.43	0.2051	0.0718	0.2583	5.125	0.50	1.20
sig.e[52]	2.058	131.6	0.6588	0.07093	0.2501	5.244	0.50	1.25
sig.e[53]	1.345	19.59	0.1072	0.07331	0.2663	5.426	0.55	1.22
sig.e[54]	2.569	100.5	0.4983	0.08192	0.3191	6.85	0.50	1.03
sig.e[55]	1.561	37.83	0.1879	0.07087	0.2538	5.3	0.50	1.00
sig.e[56]	1.533	60.37	0.2988	0.07171	0.2506	5.186	0.49	1.27

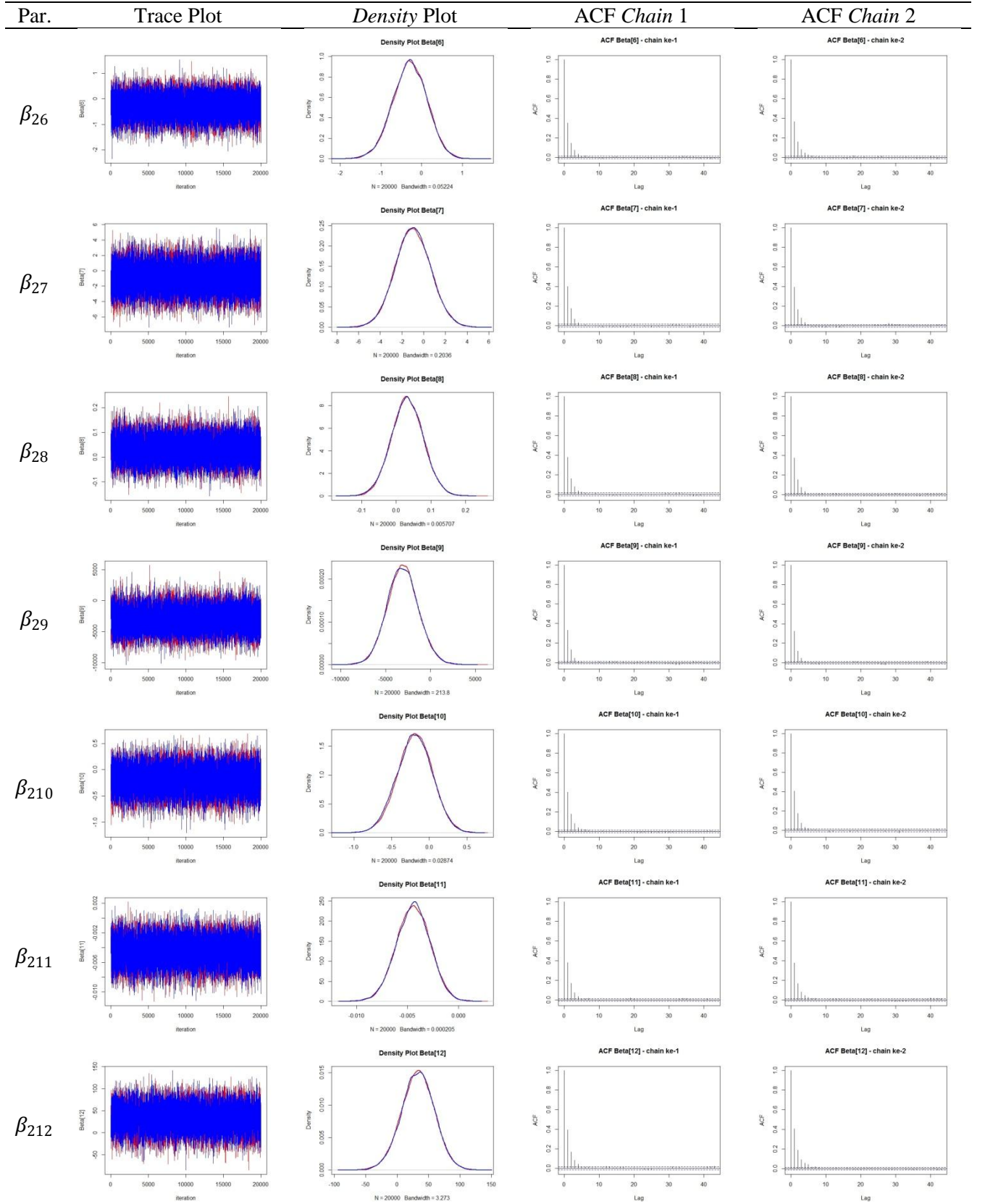
node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
sig.e[57]	1.448	29.33	0.1442	0.07349	0.2661	5.822	0.49	1.11
sig.u	0.08278	0.02284	4.27E-04	0.04752	0.0796	0.1358	1.87	1.00
u[1]	-0.01916	0.08362	4.83E-04	-0.1894	-0.01802	0.1462	0.58	1.00
u[2]	-0.01817	0.08321	5.05E-04	-0.1875	-0.01756	0.1483	0.61	1.00
u[3]	0.01999	0.08331	5.06E-04	-0.1444	0.01922	0.1873	0.61	1.00
u[4]	-0.0073	0.07884	4.13E-04	-0.1653	-0.00729	0.1498	0.52	1.00
u[5]	0.007504	0.07961	4.40E-04	-0.1514	0.007304	0.1683	0.55	1.00
u[6]	0.01722	0.08469	5.05E-04	-0.1517	0.01668	0.188	0.60	1.00
u[7]	-0.00705	0.07979	4.33E-04	-0.1673	-0.00725	0.1516	0.54	1.00
u[8]	0.002973	0.07889	3.81E-04	-0.1549	0.003193	0.1608	0.48	1.00
u[9]	-0.01038	0.08114	4.47E-04	-0.1742	-0.01023	0.1501	0.55	1.00
u[10]	0.01988	0.08365	4.71E-04	-0.1438	0.01855	0.1907	0.56	1.00
u[11]	-0.01575	0.08152	4.32E-04	-0.1779	-0.01554	0.1474	0.53	1.00
u[12]	0.002328	0.07824	4.19E-04	-0.1553	0.002478	0.1589	0.53	1.00
u[13]	0.01837	0.08185	5.08E-04	-0.1442	0.01784	0.1839	0.62	1.00
u[14]	-0.01241	0.08077	4.37E-04	-0.1751	-0.01152	0.1485	0.54	1.00
u[15]	-0.00164	0.08023	4.08E-04	-0.1621	-0.00188	0.1608	0.51	1.00
u[16]	0.003607	0.08147	4.04E-04	-0.1598	0.002913	0.1684	0.50	1.00
u[17]	-0.00363	0.08157	4.41E-04	-0.1661	-0.00384	0.1602	0.54	1.00
u[18]	0.008761	0.08041	4.31E-04	-0.1527	0.009016	0.1704	0.54	1.00
u[19]	-0.0027	0.07828	4.18E-04	-0.1587	-0.00307	0.156	0.53	1.00
u[20]	0.01881	0.08284	4.75E-04	-0.1468	0.01773	0.1875	0.57	1.00
u[21]	-0.00999	0.08086	4.49E-04	-0.1715	-0.00995	0.1521	0.55	1.00
u[22]	-0.00335	0.08021	4.59E-04	-0.1653	-0.00292	0.1581	0.57	1.00
u[23]	0.005255	0.07875	4.14E-04	-0.153	0.005083	0.1621	0.53	1.00
u[24]	-0.00361	0.07899	4.15E-04	-0.1635	-0.00299	0.1545	0.52	1.00
u[25]	-0.01652	0.08787	5.47E-04	-0.1999	-0.01409	0.1536	0.62	1.00
u[26]	0.01159	0.08061	4.80E-04	-0.1493	0.01115	0.1733	0.60	1.00
u[27]	-0.004	0.0797	4.31E-04	-0.1649	-0.00392	0.1567	0.54	1.00
u[28]	0.01991	0.08468	4.74E-04	-0.1447	0.01812	0.192	0.56	1.00
u[29]	-0.01634	0.08267	4.69E-04	-0.1853	-0.01503	0.1458	0.57	1.00
u[30]	0.001359	0.07904	4.17E-04	-0.1566	0.001378	0.1607	0.53	1.00
u[31]	-0.02038	0.08359	4.88E-04	-0.1885	-0.01918	0.1437	0.58	1.00
u[32]	-0.02021	0.08806	5.56E-04	-0.2047	-0.01809	0.1498	0.63	1.00
u[33]	-5.98E-04	0.07922	4.01E-04	-0.1587	-5.98E-04	0.1573	0.51	1.00
u[34]	6.79E-04	0.07854	3.89E-04	-0.1574	7.47E-04	0.158	0.50	1.00
u[35]	-0.01917	0.08295	5.18E-04	-0.1882	-0.01792	0.1433	0.62	1.00
u[36]	0.004587	0.08004	4.18E-04	-0.1549	0.004748	0.1664	0.52	1.00
u[37]	-0.00383	0.07781	3.88E-04	-0.1605	-0.00369	0.1528	0.50	1.00
u[38]	0.01055	0.08102	4.37E-04	-0.1498	0.00974	0.1755	0.54	1.00
u[39]	-0.0151	0.08089	4.30E-04	-0.1774	-0.01509	0.1459	0.53	1.00
u[40]	-0.0175	0.08144	4.69E-04	-0.1807	-0.01726	0.1465	0.58	1.00
u[41]	-0.02059	0.08771	5.22E-04	-0.2042	-0.01787	0.1488	0.60	1.00
u[42]	-0.01063	0.08106	4.57E-04	-0.1734	-0.01036	0.1516	0.56	1.00
u[43]	0.003212	0.08012	4.38E-04	-0.1565	0.003102	0.1642	0.55	1.00
u[44]	0.01021	0.08073	4.59E-04	-0.1521	0.009753	0.1718	0.57	1.00
u[45]	0.006009	0.07913	4.35E-04	-0.1525	0.005963	0.1653	0.55	1.00
u[46]	0.009394	0.0798	4.37E-04	-0.1503	0.009261	0.1692	0.55	1.00
u[47]	0.01501	0.08284	4.53E-04	-0.1481	0.01379	0.182	0.55	1.00
u[48]	0.007576	0.07988	4.07E-04	-0.1513	0.007531	0.1687	0.51	1.00
u[49]	0.01812	0.08307	5.10E-04	-0.147	0.01748	0.1869	0.61	1.00
u[50]	0.0175	0.08279	5.01E-04	-0.146	0.01654	0.1851	0.60	1.00
u[51]	-0.00973	0.08034	4.43E-04	-0.172	-0.00925	0.152	0.55	1.00
u[52]	0.003359	0.07933	4.04E-04	-0.1552	0.002944	0.1622	0.51	1.00
u[53]	0.01473	0.08014	4.27E-04	-0.1472	0.01479	0.1755	0.53	1.00
u[54]	0.01782	0.08335	5.24E-04	-0.1475	0.0169	0.1884	0.63	1.00
u[55]	0.001499	0.08003	4.31E-04	-0.1596	0.001352	0.1611	0.54	1.00
u[56]	-6.22E-04	0.07975	4.23E-04	-0.1614	-7.97E-04	0.16	0.53	1.00
u[57]	-0.00665	0.08076	4.45E-04	-0.1694	-0.00674	0.155	0.55	1.00

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
Iny1	7.134	-74.250	81.384	88.518
total	7.134	-74.250	81.384	88.518

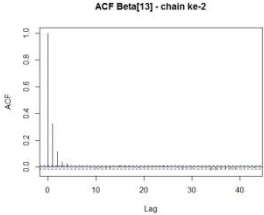
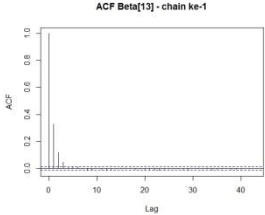
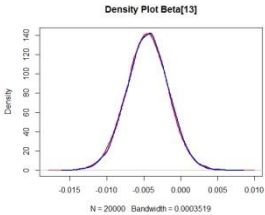
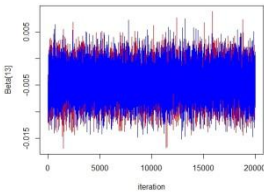
Lampiran 13. *Trace plot*, plot autokorelasi dan *density plot* parameter Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan





Par.	Trace Plot	Density Plot	ACF Chain 1	ACF Chain 2
------	------------	--------------	-------------	-------------

β_{213}



Lampiran 14. Hasil Estimasi Model Univariat FH - Komoditi Non Makanan

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
beta0	12.21	1.573	0.01083	9.146	12.19	15.33	0.69	1.00
beta[1]	0.1462	0.1542	0.00124	-0.1577	0.1476	0.447	0.80	1.00
beta[2]	0.1819	0.08975	7.27E-04	0.005454	0.1821	0.359	0.81	1.00
beta[3]	-0.639	0.2128	0.001546	-1.051	-0.6415	-0.2113	0.73	1.00
beta[4]	1.051	1.554	0.01073	-2.027	1.066	4.071	0.69	1.00
beta[5]	3.965	8.267	0.05759	-12.39	3.995	20.16	0.70	1.00
beta[6]	-0.2917	0.4215	0.00331	-1.135	-0.2859	0.5144	0.79	1.00
beta[7]	-0.9802	1.634	0.0123	-4.168	-0.9915	2.269	0.75	1.00
beta[8]	0.03216	0.04627	3.50E-04	-0.05803	0.03186	0.1237	0.76	1.00
beta[9]	-3066	1751	12.23	-6450	-3085	445.1	0.70	1.00
beta[10]	-0.191	0.233	0.001761	-0.6543	-0.1884	0.2594	0.76	1.00
beta[11]	-0.00446	0.001653	1.35E-05	-0.00775	-0.00444	-0.00127	0.82	1.00
beta[12]	32.9	26.31	0.2015	-19.87	33.27	83.77	0.77	1.00
beta[13]	-0.00452	0.00285	1.90E-05	-0.01016	-0.0045	0.001042	0.67	1.00
deviance	52.91	15.67	0.1007	23.72	52.39	85.1	0.64	1.00
mu[1]	12.86	0.1707	0.001221	12.56	12.85	13.22	0.72	1.00
mu[2]	12.75	0.1716	0.001231	12.45	12.74	13.12	0.72	1.00
mu[3]	12.98	0.1682	0.001431	12.65	12.97	13.31	0.85	1.00
mu[4]	12.91	0.1388	8.97E-04	12.64	12.91	13.2	0.65	1.00
mu[5]	13.03	0.1662	0.001375	12.69	13.04	13.34	0.83	1.00
mu[6]	13	0.2128	0.001699	12.58	13.01	13.39	0.80	1.00
mu[7]	12.96	0.1624	9.87E-04	12.65	12.95	13.3	0.61	1.00
mu[8]	12.96	0.1623	0.001146	12.62	12.97	13.26	0.71	1.00
mu[9]	12.96	0.1655	0.001049	12.65	12.95	13.31	0.63	1.00
mu[10]	13.08	0.1823	0.0016	12.72	13.08	13.42	0.88	1.00
mu[11]	13.18	0.1478	9.65E-04	12.91	13.18	13.5	0.65	1.00
mu[12]	13.05	0.1383	9.68E-04	12.8	13.05	13.34	0.70	1.00
mu[13]	12.93	0.1735	0.001338	12.6	12.93	13.29	0.77	1.00
mu[14]	12.95	0.1541	9.27E-04	12.65	12.94	13.27	0.60	1.00
mu[15]	13.01	0.1984	0.001283	12.62	13.01	13.43	0.65	1.00
mu[16]	13.86	0.2055	0.001309	13.41	13.86	14.26	0.64	1.00
mu[17]	13.73	0.2305	0.001635	13.23	13.75	14.16	0.71	1.00
mu[18]	13.65	0.1758	0.001204	13.28	13.65	14	0.68	1.00
mu[19]	13.48	0.137	8.14E-04	13.2	13.49	13.76	0.59	1.00
mu[20]	13.21	0.1516	0.001037	12.9	13.22	13.5	0.68	1.00
mu[21]	12.96	0.2149	0.001838	12.57	12.94	13.39	0.86	1.00
mu[22]	13.43	0.1852	0.001216	13.07	13.42	13.82	0.66	1.00
mu[23]	13.3	0.1798	0.001579	12.96	13.29	13.67	0.88	1.00
mu[24]	13.27	0.1497	0.001075	12.96	13.28	13.57	0.72	1.00
mu[25]	13.22	0.2005	0.001635	12.81	13.23	13.61	0.82	1.00
mu[26]	13.33	0.2009	0.001727	12.95	13.32	13.75	0.86	1.00
mu[27]	13.02	0.1937	0.001316	12.64	13.01	13.43	0.68	1.00
mu[28]	12.86	0.2044	0.001834	12.45	12.86	13.24	0.90	1.00
mu[29]	12.88	0.2653	0.002448	12.33	12.89	13.38	0.92	1.00
mu[30]	13.02	0.1666	0.001156	12.67	13.04	13.32	0.69	1.00
mu[31]	13.33	0.1663	0.001365	12.99	13.34	13.66	0.82	1.00
mu[32]	13.24	0.1666	0.001266	12.89	13.24	13.56	0.76	1.00
mu[33]	12.81	0.1661	9.94E-04	12.5	12.8	13.16	0.60	1.00
mu[34]	13.12	0.1417	9.55E-04	12.86	13.12	13.42	0.67	1.00
mu[35]	12.8	0.1453	8.55E-04	12.49	12.81	13.08	0.59	1.00
mu[36]	12.63	0.1834	0.001174	12.26	12.62	13.01	0.64	1.00
mu[37]	12.83	0.1653	0.001377	12.51	12.84	13.16	0.83	1.00
mu[38]	12.58	0.2118	0.001302	12.12	12.59	12.96	0.61	1.00
mu[39]	12.79	0.1514	0.001059	12.49	12.79	13.1	0.70	1.00
mu[40]	12.87	0.1373	9.38E-04	12.61	12.86	13.16	0.68	1.00
mu[41]	12.6	0.179	0.001445	12.25	12.6	12.96	0.81	1.00
mu[42]	12.67	0.2006	0.001374	12.32	12.65	13.1	0.68	1.00
mu[43]	12.41	0.1784	0.001187	12.08	12.4	12.79	0.67	1.00
mu[44]	12.63	0.1725	0.001141	12.31	12.62	13	0.66	1.00
mu[45]	12.69	0.1615	0.001093	12.34	12.7	12.99	0.68	1.00
mu[46]	12.95	0.1601	0.001104	12.64	12.94	13.28	0.69	1.00
mu[47]	12.86	0.2682	0.002337	12.29	12.88	13.31	0.87	1.00
mu[48]	12.83	0.2274	0.001957	12.37	12.84	13.23	0.86	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
mu[49]	12.58	0.1743	0.001306	12.2	12.59	12.89	0.75	1.00
mu[50]	13.13	0.193	0.00142	12.73	13.13	13.47	0.74	1.00
mu[51]	12.61	0.1659	0.001022	12.28	12.6	12.95	0.62	1.00
mu[52]	12.62	0.2321	0.001795	12.15	12.62	13.05	0.77	1.00
mu[53]	12.79	0.1422	9.33E-04	12.52	12.78	13.08	0.66	1.00
mu[54]	13.81	0.1792	0.001496	13.45	13.82	14.15	0.83	1.00
mu[55]	13.83	0.1838	0.001183	13.48	13.81	14.23	0.64	1.00
mu[56]	13.86	0.173	0.001278	13.54	13.85	14.23	0.74	1.00
mu[57]	13.87	0.1894	0.001252	13.48	13.86	14.26	0.66	1.00
sig.e[1]	2.681	114.7	0.5661	0.08107	0.3435	7.557	0.49	1.21
sig.e[2]	3.039	99.78	0.4932	0.08416	0.3615	8.027	0.49	1.25
sig.e[3]	2.45	29.89	0.1534	0.1088	0.5113	10.61	0.51	1.02
sig.e[4]	1.632	38.23	0.189	0.0738	0.2709	5.734	0.49	1.07
sig.e[5]	1.897	48.2	0.2431	0.08217	0.3526	7.546	0.50	1.01
sig.e[6]	2.793	48.62	0.241	0.09906	0.5129	11.28	0.50	1.07
sig.e[7]	1.403	23.71	0.1162	0.07447	0.2833	6.161	0.49	1.04
sig.e[8]	1.946	44.17	0.2289	0.07848	0.3202	6.931	0.52	1.02
sig.e[9]	1.845	70.65	0.3524	0.07722	0.3032	6.655	0.50	1.11
sig.e[10]	8.55	990.5	4.934	0.09464	0.4466	10.29	0.50	1.29
sig.e[11]	2.567	182	0.9087	0.07626	0.2976	6.287	0.50	1.27
sig.e[12]	1.83	54.34	0.2681	0.08116	0.327	6.751	0.49	1.27
sig.e[13]	63.02	11280	56.28	0.3494	1.254	25.74	0.50	1.29
sig.e[14]	2.558	135.2	0.6695	0.07362	0.2801	5.993	0.50	1.07
sig.e[15]	1.972	83.48	0.415	0.0766	0.303	6.664	0.50	1.04
sig.e[16]	1.774	29.16	0.1433	0.07731	0.3124	6.57	0.49	1.07
sig.e[17]	2.453	124.6	0.6187	0.07995	0.3569	7.895	0.50	1.28
sig.e[18]	1.52	26.71	0.1313	0.07572	0.2968	6.212	0.49	1.22
sig.e[19]	1.772	51.08	0.2538	0.0716	0.2654	5.474	0.50	1.18
sig.e[20]	1.745	30.19	0.1451	0.07657	0.3012	6.434	0.48	1.01
sig.e[21]	2.76	71.22	0.3493	0.08434	0.4106	9.414	0.49	1.01
sig.e[22]	1.509	16.87	0.08175	0.07603	0.3046	6.586	0.48	1.14
sig.e[23]	3.688	54.02	0.2711	0.1537	0.7092	15.39	0.50	1.16
sig.e[24]	1.754	103.8	0.5225	0.07344	0.2814	5.916	0.50	1.29
sig.e[25]	5.474	147.6	0.7289	0.2387	0.9926	19.19	0.49	1.19
sig.e[26]	8.671	640.3	3.195	0.2592	1.054	21.09	0.50	1.24
sig.e[27]	2.262	134.7	0.6756	0.0768	0.3094	6.748	0.50	1.09
sig.e[28]	3.263	113.6	0.5617	0.1083	0.5465	11.63	0.49	1.26
sig.e[29]	6.001	124.1	0.6063	0.2137	1.043	21.91	0.49	1.14
sig.e[30]	2.187	79.22	0.391	0.07989	0.3327	7.094	0.49	1.28
sig.e[31]	3.203	46.18	0.2251	0.1514	0.6678	13.43	0.49	1.02
sig.e[32]	5.913	64.77	0.377	0.3407	1.243	26.14	0.58	1.06
sig.e[33]	1.994	66.63	0.3368	0.07577	0.3027	6.324	0.51	1.13
sig.e[34]	1.62	33.44	0.1633	0.07579	0.2851	6.245	0.49	1.00
sig.e[35]	1.924	63.99	0.3159	0.07555	0.2906	5.977	0.49	1.01
sig.e[36]	2.008	78.91	0.3908	0.07525	0.2991	6.322	0.50	1.29
sig.e[37]	2.792	51.69	0.2538	0.1188	0.5467	11.22	0.49	1.14
sig.e[38]	2.157	43.11	0.2154	0.0803	0.3528	7.59	0.50	1.00
sig.e[39]	1.706	74.85	0.3728	0.07527	0.2842	5.722	0.50	1.27
sig.e[40]	1.672	26.7	0.134	0.0745	0.2822	5.83	0.50	1.07
sig.e[41]	7.81	713.7	3.549	0.1218	0.5748	12.18	0.50	1.29
sig.e[42]	2.372	90.46	0.4552	0.08042	0.3538	7.405	0.50	1.01
sig.e[43]	2.595	160.9	0.8022	0.07692	0.3124	7.164	0.50	1.29
sig.e[44]	2.228	77.77	0.3988	0.0764	0.3057	6.353	0.51	1.25
sig.e[45]	1.535	31.03	0.1532	0.07473	0.29	6.148	0.49	1.21
sig.e[46]	1.943	64.09	0.3203	0.07526	0.2939	6.39	0.50	1.28
sig.e[47]	2.773	44.71	0.2222	0.08932	0.4906	11	0.50	1.13
sig.e[48]	3.053	77.4	0.3801	0.09744	0.511	10.56	0.49	1.12
sig.e[49]	1.977	35.28	0.172	0.07975	0.3393	7.312	0.49	1.03
sig.e[50]	2.182	41.07	0.2067	0.09018	0.4196	9.134	0.50	1.01
sig.e[51]	2.854	191.9	0.953	0.07389	0.2834	5.886	0.50	1.29
sig.e[52]	3.632	130.2	0.6456	0.1133	0.6024	12.59	0.50	1.00
sig.e[53]	1.796	73.68	0.3644	0.07481	0.2835	5.954	0.49	1.29
sig.e[54]	3.029	157.2	0.7807	0.09873	0.4659	9.869	0.50	1.29
sig.e[55]	1.931	38.08	0.1877	0.07669	0.3056	6.682	0.49	1.27
sig.e[56]	1.9	61.06	0.3026	0.0773	0.313	6.575	0.50	1.25

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
sig.e[57]	1.624	29.19	0.1423	0.07606	0.2984	6.379	0.49	1.19
sig.u	0.1182	0.04221	0.001025	0.05582	0.1118	0.2186	2.43	1.00
u[1]	-0.03013	0.1182	8.06E-04	-0.2768	-0.02729	0.2032	0.68	1.00
u[2]	-0.03099	0.1198	8.08E-04	-0.283	-0.02744	0.2034	0.67	1.00
u[3]	0.03726	0.1268	9.03E-04	-0.2064	0.03181	0.3122	0.71	1.00
u[4]	-0.00912	0.1114	6.59E-04	-0.2358	-0.00865	0.2135	0.59	1.00
u[5]	0.02711	0.1181	7.35E-04	-0.2065	0.02499	0.2722	0.62	1.00
u[6]	0.03336	0.1253	8.54E-04	-0.206	0.02888	0.3003	0.68	1.00
u[7]	-0.0108	0.1147	6.81E-04	-0.2409	-0.00969	0.2191	0.59	1.00
u[8]	0.02193	0.1158	7.43E-04	-0.2085	0.01963	0.2607	0.64	1.00
u[9]	-0.01908	0.1153	7.24E-04	-0.2578	-0.01747	0.2088	0.63	1.00
u[10]	0.03535	0.123	8.76E-04	-0.203	0.03048	0.2971	0.71	1.00
u[11]	-0.02296	0.1137	7.21E-04	-0.2594	-0.02082	0.2016	0.63	1.00
u[12]	-0.03356	0.1177	7.97E-04	-0.2743	-0.03148	0.1992	0.68	1.00
u[13]	0.01982	0.1285	7.96E-04	-0.2276	0.01508	0.2959	0.62	1.00
u[14]	-0.01178	0.1131	6.53E-04	-0.2439	-0.01091	0.2148	0.58	1.00
u[15]	-0.00339	0.1176	6.71E-04	-0.2408	-0.00328	0.2337	0.57	1.00
u[16]	0.004365	0.1173	6.94E-04	-0.2279	0.003663	0.2434	0.59	1.00
u[17]	0.01634	0.1194	7.52E-04	-0.2193	0.01429	0.2633	0.63	1.00
u[18]	0.008927	0.1151	7.29E-04	-0.2231	0.008222	0.2454	0.63	1.00
u[19]	0.001175	0.1109	5.97E-04	-0.2244	0.001886	0.223	0.54	1.00
u[20]	0.02222	0.1147	6.94E-04	-0.2053	0.02018	0.2575	0.61	1.00
u[21]	-0.02785	0.1216	8.08E-04	-0.2825	-0.02481	0.2123	0.66	1.00
u[22]	-0.00754	0.1165	6.58E-04	-0.2458	-0.00612	0.2256	0.56	1.00
u[23]	0.03175	0.1311	8.95E-04	-0.2139	0.02472	0.3218	0.68	1.00
u[24]	0.01088	0.1128	6.26E-04	-0.217	0.009511	0.2423	0.55	1.00
u[25]	-0.02549	0.1298	8.43E-04	-0.3086	-0.01884	0.2213	0.65	1.00
u[26]	0.02306	0.1301	9.09E-04	-0.2245	0.01701	0.3063	0.70	1.00
u[27]	-0.00766	0.1169	7.18E-04	-0.2454	-0.00675	0.2257	0.61	1.00
u[28]	0.03406	0.126	9.42E-04	-0.208	0.02811	0.3047	0.75	1.00
u[29]	-0.02351	0.1287	8.32E-04	-0.3006	-0.01806	0.2238	0.65	1.00
u[30]	0.02624	0.1176	7.33E-04	-0.2078	0.02366	0.2699	0.62	1.00
u[31]	-0.03316	0.1298	9.87E-04	-0.3178	-0.02584	0.2109	0.76	1.00
u[32]	-0.01971	0.129	8.38E-04	-0.2931	-0.01501	0.229	0.65	1.00
u[33]	-0.01888	0.1161	6.99E-04	-0.2615	-0.01609	0.2113	0.60	1.00
u[34]	-0.01903	0.1131	6.89E-04	-0.2517	-0.01731	0.2072	0.61	1.00
u[35]	0.01734	0.1134	6.32E-04	-0.2113	0.01547	0.2483	0.56	1.00
u[36]	-0.00264	0.116	6.45E-04	-0.2378	-0.00241	0.23	0.56	1.00
u[37]	-0.0367	0.1275	9.76E-04	-0.3112	-0.03048	0.2073	0.77	1.00
u[38]	0.01876	0.1196	7.16E-04	-0.2167	0.01629	0.2696	0.60	1.00
u[39]	-0.01126	0.1134	6.51E-04	-0.2423	-0.00994	0.2163	0.57	1.00
u[40]	-0.01989	0.1138	6.65E-04	-0.2511	-0.01859	0.2079	0.58	1.00
u[41]	-0.03541	0.129	9.86E-04	-0.3155	-0.0291	0.2097	0.76	1.00
u[42]	-0.02325	0.1195	8.11E-04	-0.278	-0.01941	0.2095	0.68	1.00
u[43]	-0.01884	0.1175	7.22E-04	-0.2651	-0.01624	0.2124	0.61	1.00
u[44]	-0.01618	0.116	7.06E-04	-0.259	-0.01375	0.2156	0.61	1.00
u[45]	0.01519	0.114	7.05E-04	-0.2104	0.01366	0.2521	0.62	1.00
u[46]	-0.0148	0.1148	6.44E-04	-0.2469	-0.01431	0.2161	0.56	1.00
u[47]	0.02562	0.1231	8.38E-04	-0.2122	0.02065	0.2886	0.68	1.00
u[48]	0.03314	0.1252	9.05E-04	-0.2087	0.0278	0.2986	0.72	1.00
u[49]	0.02621	0.1175	7.49E-04	-0.2033	0.02315	0.2706	0.64	1.00
u[50]	0.03273	0.1222	8.24E-04	-0.2071	0.02859	0.2889	0.67	1.00
u[51]	-0.00447	0.114	6.24E-04	-0.2351	-0.00442	0.2277	0.55	1.00
u[52]	0.03033	0.1269	8.75E-04	-0.2142	0.02505	0.3002	0.69	1.00
u[53]	-0.01754	0.1128	6.71E-04	-0.2484	-0.01609	0.2103	0.59	1.00
u[54]	0.03427	0.1236	9.00E-04	-0.2063	0.02987	0.295	0.73	1.00
u[55]	-0.01427	0.1162	7.23E-04	-0.2534	-0.01192	0.2156	0.62	1.00
u[56]	-0.02015	0.1167	7.54E-04	-0.2616	-0.01796	0.2114	0.65	1.00
u[57]	-0.00582	0.1172	6.93E-04	-0.2461	-0.00511	0.2301	0.59	1.00

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
lny2	52.914	-26.986	79.900	132.815
total	52.914	-26.986	79.900	132.815

Lampiran 15. Syntax Model Bivariat FH

```

#Bivariate Hierarchical Bayes
model{
  ##modellikelihood
  for(i in 1:N){
    lny[i,1:2]~dmnorm(mu[i,1:2],tau.e[i,1:2,1:2])
    for(k in 1:2){
      mu[i,k]<-
beta0[k]+beta[k,1]*x1[i]+beta[k,2]*x2[i]+beta[k,3]*x3[i]+beta[k,4]
]*x4[i]+beta[k,5]*x5[i]+beta[k,6]*x6[i]+beta[k,7]*x7[i]+beta[k,8]
*x8[i]+beta[k,9]*x9[i]+beta[k,10]*x10[i]+beta[k,11]*x11[i]+beta[k
,12]*x12[i]+beta[k,13]*x13[i]+u[i,k]
    }
  }

  ##prior beta
  #prior beta[1,i] from linear regression
  beta0[1]~dnorm(12.69,0.88999644001424)
  beta[1,1]~dnorm(0.0617,134.269820575239)
  beta[1,2]~dnorm(-0.0374,371.248992987106)
  beta[1,3]~dnorm(-0.381,49.5933346558223)
  beta[1,4]~dnorm(0.85,0.924556213017751)
  beta[1,5]~dnorm(6.66,0.0398404787231923)
  beta[1,6]~dnorm(-0.293,14.5679156226327)
  beta[1,7]~dnorm(-0.266,1.13173381620643)
  beta[1,8]~dnorm(-0.0101,1222.55367010612)
  beta[1,9]~dnorm(-1111,8.60522991453286E-07)
  beta[1,10]~dnorm(0.013,57.3921028466483)
  beta[1,11]~dnorm(-0.00221,1000000)
  beta[1,12]~dnorm(34.2,0.0042165626581211)
  beta[1,13]~dnorm(-0.00371,326530.612244898)

  #prior beta[2,i]from linear regression
  beta0[2]~dnorm(12.41,0.16)
  beta[2,1]~dnorm(0.11,24.0292195309496)
  beta[2,2]~dnorm(0.178,66.0982219578293)
  beta[2,3]~dnorm(-0.552,8.91067052795723)
  beta[2,4]~dnorm(0.9,0.163910242751069)
  beta[2,5]~dnorm(5,0.00718184429761563)
  beta[2,6]~dnorm(-0.296,2.60986895847959)
  beta[2,7]~dnorm(-1.33,0.202905608311014)
  beta[2,8]~dnorm(0.0304,219.478737997257)
  beta[2,9]~dnorm(-2880,1.54028523618118E-07)
  beta[2,10]~dnorm(-0.166,10.3390163459848)
  beta[2,11]~dnorm(-0.00505,179546.107440391)
  beta[2,12]~dnorm(24.6,0.000758903839294523)
  beta[2,13]~dnorm(-0.00349,58627.300388699)

  ##prior u[i,k]
  for(i in 1:N){
    u[i,1:2]~dmnorm(mu.u[1:2],tau.u[1:2,1:2])
  }
  mu.u[1]<-0
  mu.u[2]<-0

  ##hyperprior u[i,k]
  tau.u[1:2,1:2]~dwish(R.u[1:2,1:2],57) #precision matrix
  R.u[1,1]<-1
  R.u[1,2]<-0
  R.u[2,1]<-0
  R.u[2,2]<-1
  sig2.u[1:2,1:2]<-inverse(tau.u[1:2,1:2]) #covariance matrix

```

```

sig.u[1]<-sqrt(sig2.u[1,1])
sig.u[2]<-sqrt(sig2.u[2,2])

##prior tau.e[i,1:2,1:2]
for(i in 1:N){
  tau.e[i,1:2,1:2]~dwish(R.e[1:2,1:2],57) #precision matrix
  sig2.e[i,1:2,1:2]<-inverse(tau.e[i,1:2,1:2]) #covariance
matrix
  sig.e[i,1]<-sqrt(sig2.e[i,1,1])
  sig.e[i,2]<-sqrt(sig2.e[i,2,2])
}
R.e[1,1]<-1
R.e[1,2]<-0
R.e[2,1]<-0
R.e[2,2]<-1

##correlation of random effect (u[i,1] with u[i,2])
corr.u<-sig2.u[1,2]/(sig.u[1]*sig.u[2])
}

```

Lampiran 16. Syntax Proses MCMC Model Bivariat FH

```

library(boot)
library(coda)
library(R2WinBUGS)
library(car)
library(lattice)
library(mcmcplots)
library(data.table)

pengeluaran<-expenditure
str(pengeluaran)
summary(pengeluaran)

#set value for winBUGS
#DATA
#N adalah jumlah kecamatan
N <- nrow(pengeluaran)
lny<-as.matrix(cbind(pengeluaran$lny1,pengeluaran$lny2))
pengeluaran.list <- list(lny=lny, x1=pengeluaran$x1,
x2=pengeluaran$x2, x3=pengeluaran$x3, x4=pengeluaran$x4,
x5=pengeluaran$x5, x6=pengeluaran$x6, x7=pengeluaran$x7,
x8=pengeluaran$x8, x9=pengeluaran$x9, x10=pengeluaran$x10,
x11=pengeluaran$x11, x12=pengeluaran$x12, x13=pengeluaran$x13,
N=N)
pengeluaran.list

#Set Initial Value
beta=matrix(0, nrow = 2, ncol = 13, byrow = TRUE)
tau.e=array(data=1, dim = c(2,2,57))
inits <- function(){list(beta0=c(0,0), beta[1,], beta[2,],
tau.e[], u=structure(0, nrow = 57, ncol = 2), tau.u=structure(1,
nrow = 2, ncol = 2))}
inits()

#Define monitored parameter "beta0", "beta", "mu", "u", "sig2.u",
"sig2.e", "corr.u"
parameters <- c("beta0", "beta", "mu", "u", "sig2.u", "sig2.e",
"corr.u")

#Use bugs function to connect with winBUGS
bivariateHB <-
bugs(model.file="D:/Master/softstat/winBUGS/bivariateHB.bug",
data = pengeluaran.list, parameters = parameters, inits = inits,
n.chains = 2, n.iter = 1010000, n.burnin =10000 , n.thin = 50,
bugs.directory = "D:/Master/softstat/winBUGS/winBUGS14/")

#Plot results
plot(bivariateHB, display.parallel = TRUE)

#print all results of Bivariate Hierarchical Bayes
getOption("max.print")
options(max.print = 99999999)

#statistic
print(bivariateHB)

##history, density and ACF Beta Respon ke-1
#Beta0[1]
b01.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta0[1]"]
b01.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta0[1]"]
plot(b01.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta0[1]",
ylim=range(c(b01.1,b01.2)))
lines(b01.2,type="l",col="blue")
plot(density(b01.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot

```

```

Beta0[1]", xlim=range(c(b01.1,b01.2)),
ylim=range(c((density(b01.1)$y), (density(b01.2)$y))))
lines(density(b01.2),lwd=2,col="blue")
acf(b01.1, main="ACF Beta0[1] - chain ke-1")
acf(b01.2, main="ACF Beta0[1] - chain ke-2")

#Beta1[1]
b11.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta[1,1]"]
b11.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta[1,1]"]
plot(b11.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta1[1]",
ylim=range(c(b11.1,b11.2)))
lines(b11.2,type="l",col="blue")
plot(density(b11.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta1[1]", xlim=range(c(b11.1,b11.2)),
ylim=range(c((density(b11.1)$y), (density(b11.2)$y))))
lines(density(b11.2),lwd=2,col="blue")
acf(b11.1, main="ACF Beta1[1] - chain ke-1")
acf(b11.2, main="ACF Beta1[1] - chain ke-2")

#Beta2[1]
b21.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta[1,2]"]
b21.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta[1,2]"]
plot(b21.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta2[1]",
ylim=range(c(b21.1,b21.2)))
lines(b21.2,type="l",col="blue")
plot(density(b21.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta2[1]", xlim=range(c(b21.1,b21.2)),
ylim=range(c((density(b21.1)$y), (density(b21.2)$y))))
lines(density(b21.2),lwd=2,col="blue")
acf(b21.1, main="ACF Beta2[1] - chain ke-1")
acf(b21.2, main="ACF Beta2[1] - chain ke-2")

.
.
.

#Beta13[1]
b131.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta[1,13]"]
b131.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta[1,13]"]
plot(b131.1,type="l",col="red", xlab="iteration",
ylab="Beta13[1]", ylim=range(c(b131.1,b131.2)))
lines(b131.2,type="l",col="blue")
plot(density(b131.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta13[1]", xlim=range(c(b131.1,b131.2)),
ylim=range(c((density(b131.1)$y), (density(b131.2)$y))))
lines(density(b131.2),lwd=2,col="blue")
acf(b131.1, main="ACF Beta13[1] - chain ke-1")
acf(b131.2, main="ACF Beta13[1] - chain ke-2")

#####
history, density and ACF Beta Respon ke-2
#Beta0[2]
b02.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta0[2]"]
b02.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta0[2]"]
plot(b02.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta0[2]",
ylim=range(c(b02.1,b02.2)))
lines(b02.2,type="l",col="blue")
plot(density(b02.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta0[2]", xlim=range(c(b02.1,b02.2)),
ylim=range(c((density(b02.1)$y), (density(b02.2)$y))))
lines(density(b02.2),lwd=2,col="blue")
acf(b02.1, main="ACF Beta0[2] - chain ke-1")
acf(b02.2, main="ACF Beta0[2] - chain ke-2")

#Beta1[2]

```

```

b12.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta[2,1]"]
b12.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta[2,1]"]
plot(b12.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta1[2]",
ylim=range(c(b12.1,b12.2)))
lines(b12.2,type="l",col="blue")
plot(density(b12.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta1[2]", xlim=range(c(b12.1,b12.2)),
ylim=range(c((density(b12.1)$y), (density(b12.2)$y))))
lines(density(b12.2),lwd=2,col="blue")
acf(b12.1, main="ACF Beta1[2] - chain ke-1")
acf(b12.2, main="ACF Beta1[2] - chain ke-2")

#Beta2[2]
b22.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta[2,2]"]
b22.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta[2,2]"]
plot(b22.1,type="l",col="red", xlab="iteration", ylab="Beta2[2]",
ylim=range(c(b22.1,b22.2)))
lines(b22.2,type="l",col="blue")
plot(density(b22.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta2[2]", xlim=range(c(b22.1,b22.2)),
ylim=range(c((density(b22.1)$y), (density(b22.2)$y))))
lines(density(b22.2),lwd=2,col="blue")
acf(b22.1, main="ACF Beta2[2] - chain ke-1")
acf(b22.2, main="ACF Beta2[2] - chain ke-2")

.
.
.

#Beta13[2]
b132.1 <- bivariateHB$sims.array[,1,"beta[2,13]"]
b132.2 <- bivariateHB$sims.array[,2,"beta[2,13]"]
plot(b132.1,type="l",col="red", xlab="iteration",
ylab="Beta13[2]", ylim=range(c(b132.1,b132.2)))
lines(b132.2,type="l",col="blue")
plot(density(b132.1),lwd=2,col="red", main="Density Plot
Beta13[2]", xlim=range(c(b132.1,b132.2)),
ylim=range(c((density(b132.1)$y), (density(b132.2)$y))))
lines(density(b132.2),lwd=2,col="blue")
acf(b132.1, main="ACF Beta13[2] - chain ke-1")
acf(b132.2, main="ACF Beta13[2] - chain ke-2")

#####
Convergence diagnostics
C <- as.mcmc.list(bivariateHB)

# Gelman-Rubin diagnostic
gelman.diag(C, multivariate = FALSE)

# Rafteri diagnostic, show how many iterations is needed
raftery.diag(C)

##Makanan
# Menghitung nilai MSPE dan MAPE - makanan
mumknbi<-
as.matrix(bivariateHB$sims.matrix[,c(29,31,33,35,37,39,41,43,45,4
7,49,51,53,55,57,59,61,63,65,67,69,71,73,75,77,79,81,83,85,87,89,
91,93,95,97,99,101,103,105,107,109,111,113,115,117,119,121,123,12
5,127,129,131,133,135,137,139,141)])
str(mumknbi)

#mumknbi<-as.matrix(mumknbi) #gunakan ini setelah fread data
frame mumknbi
SPE = matrix(nrow=40000, ncol=N)
APE = matrix(nrow=40000, ncol=N)

```

```

for (i in 1:N) {
  for (h in 1:40000) {
    SPE[h,i]<-(pengeluaran$lnY1[i]-
mumknbi[h,i])*(pengeluaran$lnY1[i]-mumknbi[h,i])
    APE[h,i]<-abs((pengeluaran$lnY1[i]-
mumknbi[h,i])/pengeluaran$lnY1[i]*100)
  }
}
MSPE<-round(sum(SPE[,])/ (N*40000),4)
MAPE<-round(sum(APE[,])/ (N*40000),4)

# Menghitung nilai RMSE - makanan
SE=vector(length = 57)
for (i in 1:N) {
  SE[i]<-(pengeluaran$lnY1[i]-
mean(mumknbi[,i]))*(pengeluaran$lnY1[i]-mean(mumknbi[,i]))
}
MSE<-sum(SE[])/(N-14)
RMSE<-round(sqrt(MSE),4)

# Menghitung nilai R2adj - makanan
MST<-var(pengeluaran$lnY1)
R2adj<-round((1-(MSE/MST))*100,4)

infomknbi<-data.frame(MSPE, MAPE, RMSE, R2adj)
names(infomknbi)<-c("MSPE","MAPE(%)","RMSE", "R2adj(%)")
infomknbi

##Non Makanan
# Menghitung nilai MSPE dan MAPE - non makanan
munonmknbi<-
as.matrix(bivariateHB$sims.matrix[,c(30,32,34,36,38,40,42,44,46,4
8,50,52,54,56,58,60,62,64,66,68,70,72,74,76,78,80,82,84,86,88,90,
92,94,96,98,100,102,104,106,108,110,112,114,116,118,120,122,124,1
26,128,130,132,134,136,138,140,142)])
str(munonmknbi)

#munonmknbi<-as.matrix(munonmknbi) #gunakan ini setelah fread
data frame munonmknbi
SPE = matrix(nrow=40000, ncol=N)
APE = matrix(nrow=40000, ncol=N)
for (i in 1:N) {
  for (h in 1:40000) {
    SPE[h,i]<-(pengeluaran$lnY2[i]-
munonmknbi[h,i])*(pengeluaran$lnY2[i]-munonmknbi[h,i])
    APE[h,i]<-abs((pengeluaran$lnY2[i]-
munonmknbi[h,i])/pengeluaran$lnY2[i]*100)
  }
}
MSPE<-round(sum(SPE[,])/ (N*40000),4)
MAPE<-round(sum(APE[,])/ (N*40000),4)

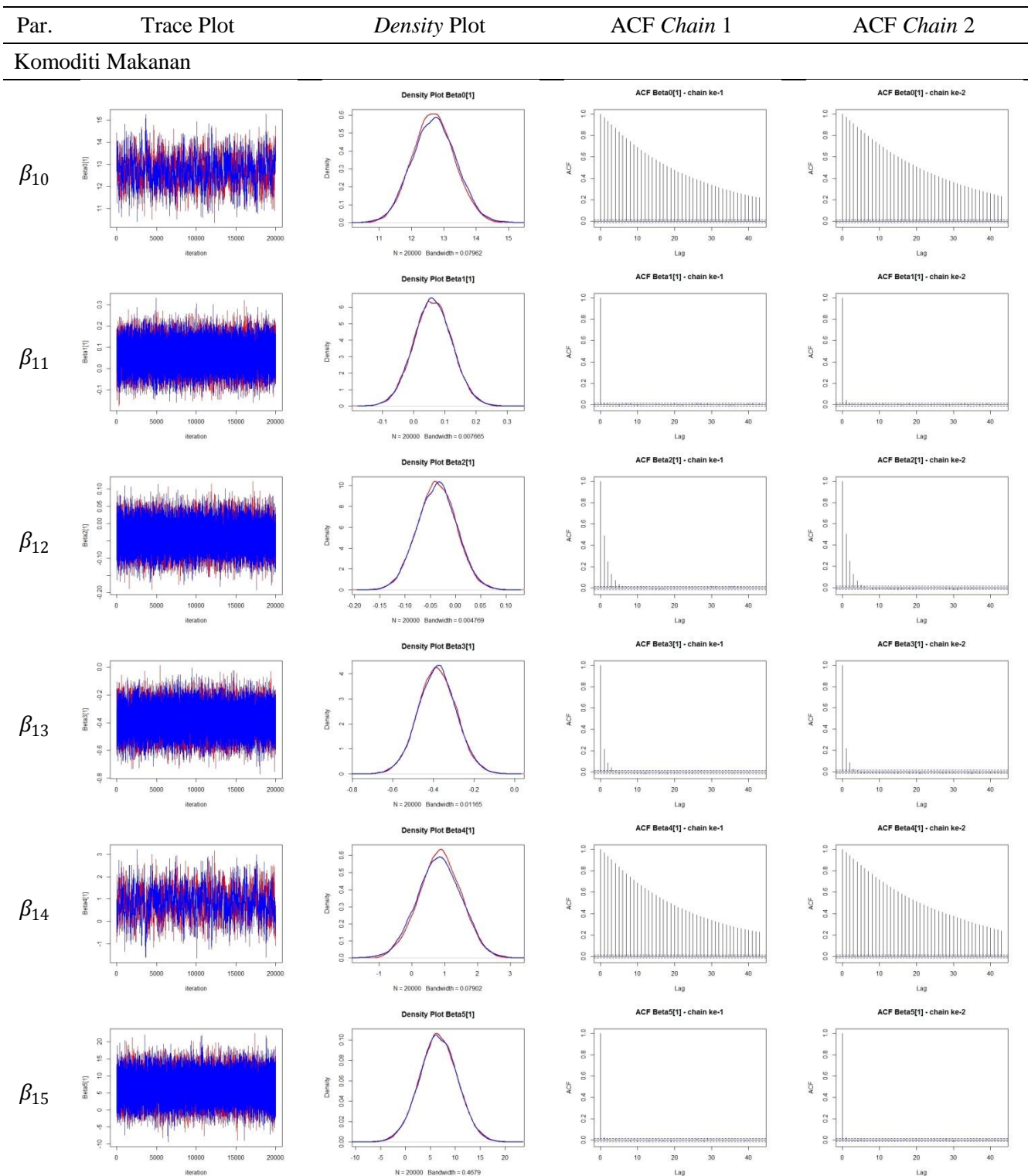
# Menghitung nilai RMSE - non makanan
SE=vector(length = 57)
for (i in 1:N) {
  SE[i]<-(pengeluaran$lnY2[i]-
mean(munonmknbi[,i]))*(pengeluaran$lnY2[i]-mean(munonmknbi[,i]))
}
MSE<-sum(SE[])/(N-14)
RMSE<-round(sqrt(MSE),4)

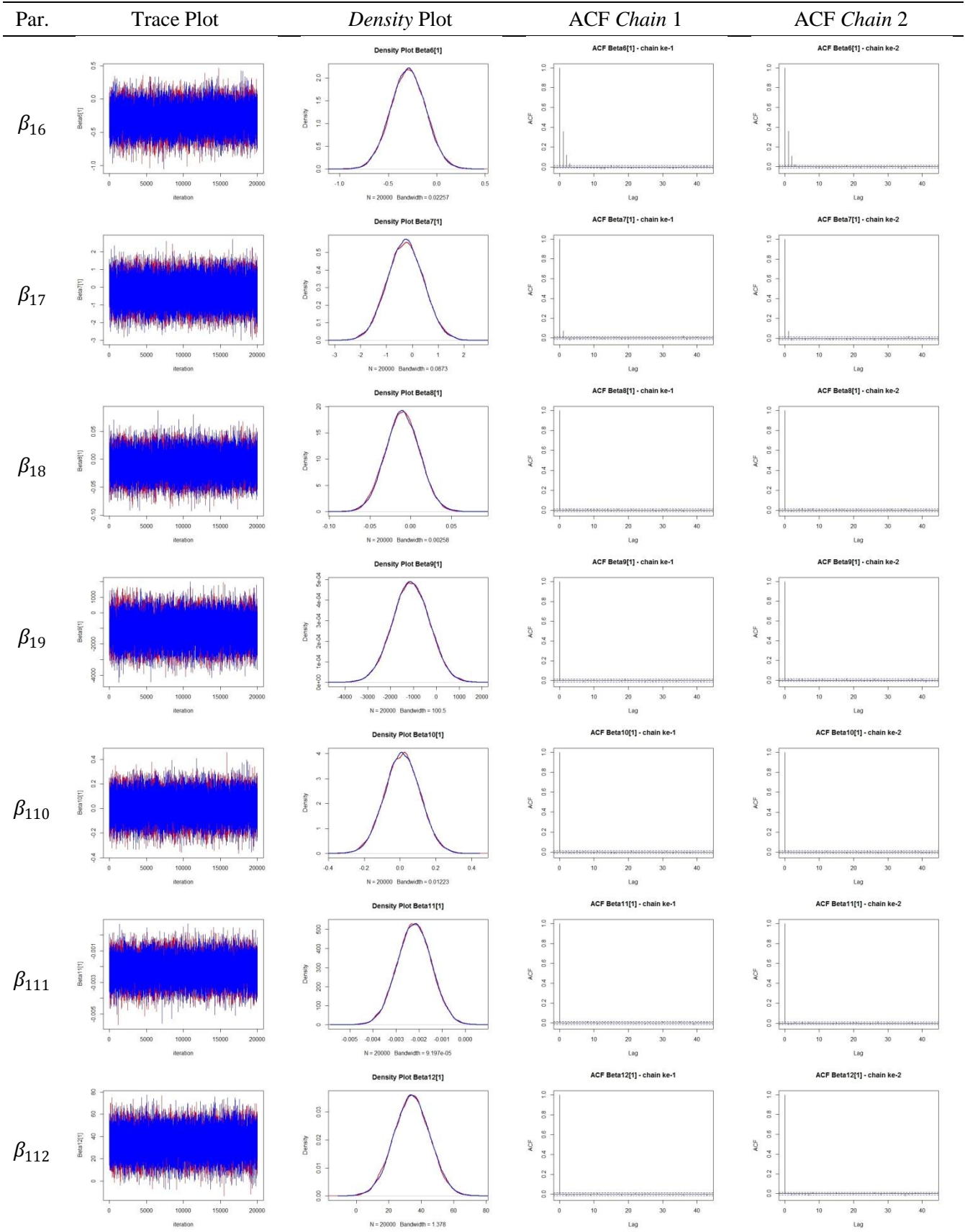
# Menghitung nilai R2adj - non makanan
MST<-var(pengeluaran$lnY2)
R2adj<-round((1-(MSE/MST))*100,4)

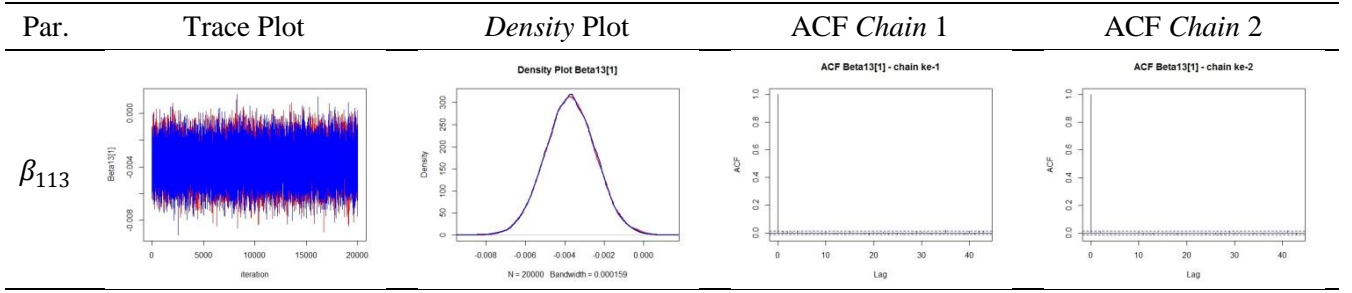
```

```
infononmknbi<-data.frame(MSPE, MAPE, RMSE, R2adj)
names(infononmknbi)<-c("MSPE","MAPE(%)","RMSE", "R2adj(%)")
infononmknbi
```

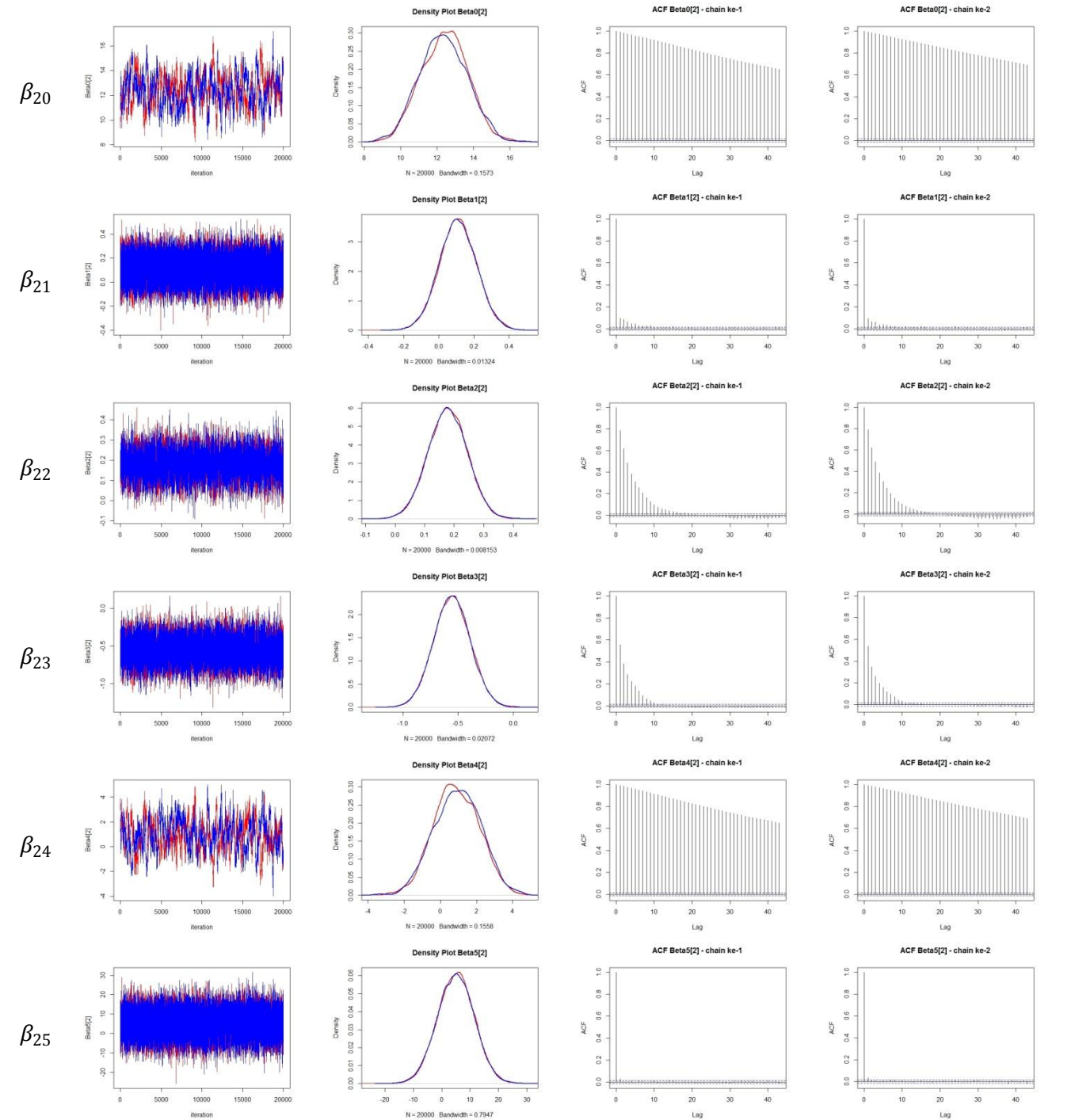

Lampiran 17. *Trace plot*, plot autokorelasi dan *density plot* parameter Model Bivariat FH

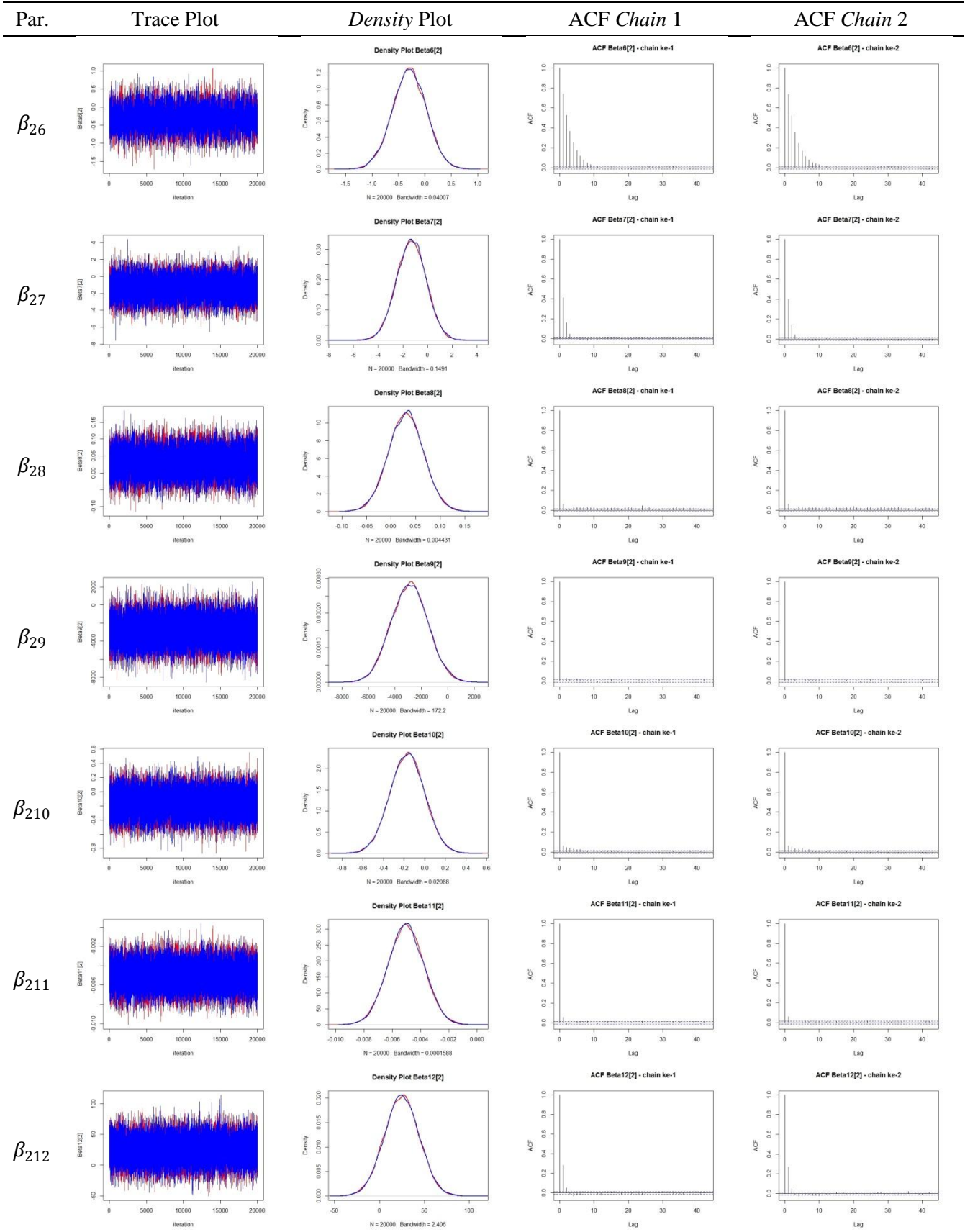


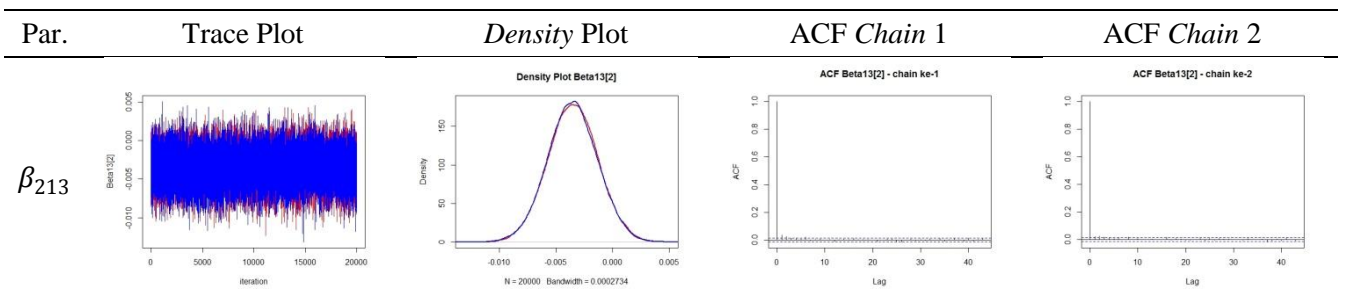




Komoditi Non Makanan







Lampiran 18. Hasil Estimasi Model Bivariat FH - Komoditi Makanan dan Non Makanan

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
beta0[1]	12.69	0.6591	0.02152	11.43	12.69	13.99	3.27	1.01
beta[1,1]	0.06152	0.06161	3.31E-04	-0.05865	0.06129	0.183	0.54	1.00
beta[1,2]	-0.03692	0.0386	3.24E-04	-0.1119	-0.03671	0.03873	0.84	1.00
beta[1,3]	-0.3817	0.09412	5.24E-04	-0.5668	-0.3821	-0.1955	0.56	1.00
beta[1,4]	0.8426	0.6554	0.02162	-0.4558	0.8461	2.105	3.30	1.01
beta[1,5]	6.628	3.785	0.01881	-0.8146	6.601	14.07	0.50	1.00
beta[1,6]	-0.2932	0.181	0.001124	-0.6485	-0.2928	0.06002	0.62	1.00
beta[1,7]	-0.2649	0.7012	0.003429	-1.625	-0.2652	1.112	0.49	1.00
beta[1,8]	-0.01009	0.02086	1.22E-04	-0.05092	-0.01012	0.03095	0.58	1.00
beta[1,9]	-1112	810.9	4.266	-2717	-1114	467.2	0.53	1.00
beta[1,10]	0.01279	0.09859	4.80E-04	-0.1806	0.01321	0.2055	0.49	1.00
beta[1,11]	-0.0022	7.41E-04	3.97E-06	-0.00366	-0.0022	-7.49E-04	0.54	1.00
beta[1,12]	34.2	11.1	0.05322	12.4	34.21	55.91	0.48	1.00
beta[1,13]	-0.00371	0.001274	6.53E-06	-0.00621	-0.00372	-0.00121	0.51	1.00
beta0[2]	12.39	1.289	0.06366	9.938	12.39	14.88	4.94	1.00
beta[2,1]	0.1099	0.1066	8.33E-04	-0.09931	0.1091	0.3211	0.78	1.00
beta[2,2]	0.1781	0.06616	8.97E-04	0.0482	0.1782	0.3068	1.36	1.00
beta[2,3]	-0.5549	0.1658	0.001665	-0.8802	-0.5553	-0.229	1.00	1.00
beta[2,4]	0.9222	1.278	0.06303	-1.559	0.9164	3.352	4.93	1.00
beta[2,5]	4.972	6.436	0.03821	-7.618	5.037	17.54	0.59	1.00
beta[2,6]	-0.2928	0.3212	0.003612	-0.9323	-0.2921	0.333	1.12	1.00
beta[2,7]	-1.329	1.202	0.008516	-3.682	-1.325	1.013	0.71	1.00
beta[2,8]	0.03056	0.03584	3.44E-04	-0.03974	0.03069	0.1011	0.96	1.00
beta[2,9]	-2884	1393	8.456	-5574	-2879	-143.3	0.61	1.00
beta[2,10]	-0.1669	0.1683	9.97E-04	-0.4995	-0.1659	0.1621	0.59	1.00
beta[2,11]	-0.00503	0.001272	8.12E-06	-0.00751	-0.00503	-0.00255	0.64	1.00
beta[2,12]	24.85	19.38	0.1176	-13.29	24.98	62.64	0.61	1.00
beta[2,13]	-0.00352	0.0022	1.37E-05	-0.00784	-0.00352	8.34E-04	0.62	1.00
corr.u	0.3489	0.1109	5.75E-04	0.1162	0.3546	0.5501	0.52	1.00
deviance	-140.3	15.15	0.08521	-167.7	-141	-108.6	0.56	1.00
mu[1,1]	12.79	0.09755	5.00E-04	12.6	12.79	12.99	0.51	1.00
mu[1,2]	12.74	0.1163	6.26E-04	12.52	12.74	12.97	0.54	1.00
mu[2,1]	12.76	0.09824	5.18E-04	12.57	12.76	12.96	0.53	1.00
mu[2,2]	12.63	0.116	6.44E-04	12.4	12.63	12.86	0.56	1.00
mu[3,1]	12.97	0.09578	5.03E-04	12.78	12.97	13.16	0.53	1.00
mu[3,2]	13.21	0.1165	6.61E-04	12.98	13.21	13.44	0.57	1.00
mu[4,1]	12.82	0.09524	4.81E-04	12.64	12.82	13.01	0.51	1.00
mu[4,2]	12.89	0.1137	5.86E-04	12.67	12.89	13.12	0.51	1.00
mu[5,1]	12.85	0.09597	4.72E-04	12.66	12.85	13.04	0.49	1.00
mu[5,2]	13.16	0.1148	6.02E-04	12.93	13.16	13.38	0.52	1.00
mu[6,1]	13.09	0.1019	5.18E-04	12.89	13.09	13.29	0.51	1.00
mu[6,2]	13.24	0.1199	6.33E-04	13	13.24	13.47	0.53	1.00
mu[7,1]	12.9	0.09834	5.48E-04	12.71	12.9	13.1	0.56	1.00
mu[7,2]	12.93	0.1161	6.02E-04	12.7	12.93	13.15	0.52	1.00
mu[8,1]	12.92	0.09685	4.94E-04	12.73	12.91	13.11	0.51	1.00
mu[8,2]	13.06	0.1158	6.18E-04	12.83	13.06	13.28	0.53	1.00
mu[9,1]	12.89	0.0977	5.16E-04	12.7	12.89	13.09	0.53	1.00
mu[9,2]	12.9	0.1163	6.07E-04	12.67	12.9	13.13	0.52	1.00
mu[10,1]	12.97	0.09867	4.97E-04	12.78	12.97	13.16	0.50	1.00
mu[10,2]	13.28	0.1173	6.02E-04	13.04	13.28	13.51	0.51	1.00
mu[11,1]	12.93	0.09529	4.85E-04	12.74	12.93	13.12	0.51	1.00
mu[11,2]	13.12	0.1145	5.35E-04	12.9	13.12	13.35	0.47	1.00
mu[12,1]	12.91	0.0935	4.58E-04	12.73	12.91	13.09	0.49	1.00
mu[12,2]	12.97	0.1132	6.01E-04	12.75	12.97	13.19	0.53	1.00
mu[13,1]	12.94	0.1001	5.27E-04	12.74	12.94	13.13	0.53	1.00
mu[13,2]	13.53	0.1274	7.68E-04	13.27	13.53	13.78	0.60	1.00
mu[14,1]	12.79	0.097	4.66E-04	12.6	12.79	12.98	0.48	1.00
mu[14,2]	12.92	0.1161	6.26E-04	12.7	12.92	13.15	0.54	1.00
mu[15,1]	12.97	0.102	4.86E-04	12.77	12.97	13.17	0.48	1.00
mu[15,2]	12.99	0.1196	6.50E-04	12.76	12.99	13.22	0.54	1.00
mu[16,1]	13.4	0.1035	5.11E-04	13.2	13.4	13.61	0.49	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
mu[16,2]	13.87	0.1192	6.60E-04	13.64	13.87	14.11	0.55	1.00
mu[17,1]	13.48	0.1066	5.38E-04	13.27	13.48	13.69	0.51	1.00
mu[17,2]	13.83	0.1229	6.54E-04	13.59	13.83	14.07	0.53	1.00
mu[18,1]	13.29	0.09959	4.87E-04	13.1	13.29	13.49	0.49	1.00
mu[18,2]	13.69	0.1163	6.15E-04	13.46	13.69	13.92	0.53	1.00
mu[19,1]	13.07	0.09539	4.84E-04	12.88	13.07	13.26	0.51	1.00
mu[19,2]	13.49	0.1138	5.84E-04	13.26	13.49	13.71	0.51	1.00
mu[20,1]	13.01	0.09637	4.63E-04	12.82	13.01	13.2	0.48	1.00
mu[20,2]	13.3	0.1151	5.80E-04	13.07	13.3	13.53	0.50	1.00
mu[21,1]	12.8	0.09878	4.99E-04	12.61	12.8	13	0.51	1.00
mu[21,2]	12.78	0.1179	6.08E-04	12.55	12.78	13.01	0.52	1.00
mu[22,1]	12.94	0.09963	5.25E-04	12.75	12.94	13.14	0.53	1.00
mu[22,2]	13.4	0.1179	6.42E-04	13.17	13.4	13.63	0.54	1.00
mu[23,1]	12.97	0.09609	4.99E-04	12.78	12.97	13.16	0.52	1.00
mu[23,2]	13.62	0.1174	6.16E-04	13.38	13.62	13.84	0.52	1.00
mu[24,1]	12.94	0.09559	4.82E-04	12.76	12.94	13.13	0.50	1.00
mu[24,2]	13.3	0.1139	5.64E-04	13.08	13.3	13.52	0.49	1.00
mu[25,1]	12.66	0.1035	5.33E-04	12.46	12.66	12.87	0.52	1.00
mu[25,2]	12.75	0.1249	6.14E-04	12.51	12.75	13	0.49	1.00
mu[26,1]	12.99	0.1006	4.71E-04	12.79	12.99	13.19	0.47	1.00
mu[26,2]	13.82	0.1251	6.92E-04	13.57	13.82	14.06	0.55	1.00
mu[27,1]	12.78	0.1002	5.44E-04	12.59	12.78	12.98	0.54	1.00
mu[27,2]	13	0.1182	6.81E-04	12.77	13	13.23	0.58	1.00
mu[28,1]	12.82	0.0999	5.40E-04	12.62	12.82	13.01	0.54	1.00
mu[28,2]	13.12	0.1173	6.83E-04	12.89	13.12	13.35	0.58	1.00
mu[29,1]	12.65	0.1039	4.84E-04	12.45	12.65	12.86	0.47	1.00
mu[29,2]	12.37	0.126	6.68E-04	12.13	12.37	12.62	0.53	1.00
mu[30,1]	12.89	0.09744	4.97E-04	12.7	12.89	13.08	0.51	1.00
mu[30,2]	13.11	0.1163	6.48E-04	12.88	13.11	13.33	0.56	1.00
mu[31,1]	12.92	0.09625	4.95E-04	12.73	12.92	13.11	0.51	1.00
mu[31,2]	13.03	0.1182	6.45E-04	12.8	13.03	13.26	0.55	1.00
mu[32,1]	12.81	0.1011	5.02E-04	12.61	12.81	13.01	0.50	1.00
mu[32,2]	12.65	0.128	6.67E-04	12.4	12.64	12.91	0.52	1.00
mu[33,1]	12.68	0.09809	5.16E-04	12.48	12.68	12.87	0.53	1.00
mu[33,2]	12.77	0.1172	5.72E-04	12.54	12.77	13	0.49	1.00
mu[34,1]	12.91	0.09516	5.37E-04	12.72	12.91	13.1	0.56	1.00
mu[34,2]	13.08	0.1139	6.04E-04	12.85	13.08	13.3	0.53	1.00
mu[35,1]	12.72	0.09649	4.74E-04	12.53	12.72	12.91	0.49	1.00
mu[35,2]	12.84	0.1157	6.18E-04	12.61	12.84	13.07	0.53	1.00
mu[36,1]	12.7	0.1012	8.68E-04	12.5	12.7	12.9	0.86	1.00
mu[36,2]	12.64	0.1197	0.001282	12.4	12.64	12.87	1.07	1.00
mu[37,1]	12.74	0.09543	5.23E-04	12.55	12.74	12.92	0.55	1.00
mu[37,2]	12.61	0.1158	6.44E-04	12.39	12.61	12.84	0.56	1.00
mu[38,1]	12.75	0.1037	5.52E-04	12.54	12.75	12.95	0.53	1.00
mu[38,2]	12.68	0.1201	6.62E-04	12.44	12.68	12.92	0.55	1.00
mu[39,1]	12.68	0.09533	5.11E-04	12.49	12.68	12.86	0.54	1.00
mu[39,2]	12.76	0.1143	5.96E-04	12.53	12.76	12.98	0.52	1.00
mu[40,1]	12.72	0.09422	4.50E-04	12.54	12.72	12.9	0.48	1.00
mu[40,2]	12.81	0.1134	5.93E-04	12.59	12.81	13.03	0.52	1.00
mu[41,1]	12.54	0.09888	5.13E-04	12.34	12.54	12.73	0.52	1.00
mu[41,2]	12.34	0.1186	5.81E-04	12.11	12.34	12.58	0.49	1.00
mu[42,1]	12.63	0.1007	0.001117	12.43	12.63	12.83	1.11	1.00
mu[42,2]	12.58	0.1202	0.001709	12.35	12.58	12.82	1.42	1.00
mu[43,1]	12.59	0.09889	5.17E-04	12.39	12.59	12.78	0.52	1.00
mu[43,2]	12.36	0.1169	6.58E-04	12.13	12.36	12.59	0.56	1.00
mu[44,1]	12.8	0.09913	4.98E-04	12.6	12.8	12.99	0.50	1.00
mu[44,2]	12.6	0.117	6.10E-04	12.37	12.6	12.83	0.52	1.00
mu[45,1]	12.86	0.09746	5.12E-04	12.67	12.86	13.05	0.53	1.00
mu[45,2]	12.73	0.1153	6.55E-04	12.5	12.73	12.96	0.57	1.00
mu[46,1]	13.02	0.09765	5.45E-04	12.83	13.02	13.21	0.56	1.00
mu[46,2]	12.9	0.1163	6.10E-04	12.67	12.9	13.13	0.52	1.00
mu[47,1]	12.92	0.1036	5.55E-04	12.72	12.92	13.12	0.54	1.00
mu[47,2]	13.05	0.1219	7.32E-04	12.81	13.05	13.29	0.60	1.00
mu[48,1]	12.89	0.09988	5.44E-04	12.69	12.89	13.08	0.54	1.00
mu[48,2]	13.04	0.12	6.09E-04	12.8	13.04	13.27	0.51	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
mu[49,1]	12.76	0.09824	4.97E-04	12.56	12.76	12.95	0.51	1.00
mu[49,2]	12.68	0.116	5.99E-04	12.45	12.68	12.9	0.52	1.00
mu[50,1]	13.1	0.1002	4.99E-04	12.9	13.1	13.3	0.50	1.00
mu[50,2]	13.28	0.1184	6.13E-04	13.05	13.28	13.51	0.52	1.00
mu[51,1]	12.75	0.09884	4.99E-04	12.55	12.75	12.94	0.50	1.00
mu[51,2]	12.59	0.117	6.43E-04	12.36	12.59	12.82	0.55	1.00
mu[52,1]	12.77	0.1025	0.001186	12.56	12.77	12.97	1.16	1.00
mu[52,2]	12.88	0.1232	0.001937	12.64	12.88	13.12	1.57	1.00
mu[53,1]	12.84	0.09541	5.22E-04	12.65	12.84	13.02	0.55	1.00
mu[53,2]	12.76	0.114	6.08E-04	12.54	12.76	12.99	0.53	1.00
mu[54,1]	13.33	0.09836	4.72E-04	13.14	13.33	13.53	0.48	1.00
mu[54,2]	14.01	0.1166	5.81E-04	13.78	14.01	14.23	0.50	1.00
mu[55,1]	13.24	0.1007	5.26E-04	13.04	13.24	13.44	0.52	1.00
mu[55,2]	13.77	0.1181	6.50E-04	13.54	13.77	14.01	0.55	1.00
mu[56,1]	13.27	0.09774	4.92E-04	13.08	13.27	13.46	0.50	1.00
mu[56,2]	13.79	0.1158	5.79E-04	13.56	13.79	14.02	0.50	1.00
mu[57,1]	13.38	0.1027	5.09E-04	13.18	13.38	13.59	0.50	1.00
mu[57,2]	13.84	0.1185	5.77E-04	13.61	13.84	14.07	0.49	1.00
sig2.e[1,1,1]	0.01849	0.003633	1.69E-05	0.0127	0.01806	0.02682	0.46	1.00
sig2.e[1,1,2]	9.61E-05	0.002546	1.32E-05	-0.00497	1.06E-04	0.005197	0.52	1.00
sig2.e[1,2,1]	9.61E-05	0.002546	1.32E-05	-0.00497	1.06E-04	0.005197	0.52	1.00
sig2.e[1,2,2]	0.01847	0.003598	2.00E-05	0.01272	0.01803	0.02669	0.56	1.00
sig2.e[2,1,1]	0.01841	0.003558	1.75E-05	0.01264	0.01798	0.02657	0.49	1.00
sig2.e[2,1,2]	1.05E-04	0.002531	1.27E-05	-0.00493	1.04E-04	0.00515	0.50	1.00
sig2.e[2,2,1]	1.05E-04	0.002531	1.27E-05	-0.00493	1.04E-04	0.00515	0.50	1.00
sig2.e[2,2,2]	0.01845	0.003616	1.83E-05	0.01266	0.01802	0.02672	0.51	1.00
sig2.e[3,1,1]	0.01845	0.003595	1.78E-05	0.01271	0.01801	0.02667	0.50	1.00
sig2.e[3,1,2]	1.25E-04	0.002543	1.36E-05	-0.00493	1.23E-04	0.005201	0.54	1.00
sig2.e[3,2,1]	1.25E-04	0.002543	1.36E-05	-0.00493	1.23E-04	0.005201	0.54	1.00
sig2.e[3,2,2]	0.01856	0.003622	1.77E-05	0.01276	0.01813	0.02689	0.49	1.00
sig2.e[4,1,1]	0.01835	0.003567	1.71E-05	0.01263	0.01794	0.02654	0.48	1.00
sig2.e[4,1,2]	4.75E-05	0.002506	1.24E-05	-0.00497	4.10E-05	0.005034	0.50	1.00
sig2.e[4,2,1]	4.75E-05	0.002506	1.24E-05	-0.00497	4.10E-05	0.005034	0.50	1.00
sig2.e[4,2,2]	0.01842	0.003562	1.86E-05	0.01268	0.01798	0.02658	0.52	1.00
sig2.e[5,1,1]	0.01838	0.003579	1.75E-05	0.01266	0.01794	0.02656	0.49	1.00
sig2.e[5,1,2]	5.43E-05	0.002506	1.29E-05	-0.00491	4.82E-05	0.005056	0.52	1.00
sig2.e[5,2,1]	5.43E-05	0.002506	1.29E-05	-0.00491	4.82E-05	0.005056	0.52	1.00
sig2.e[5,2,2]	0.01846	0.003606	1.90E-05	0.01271	0.01799	0.02671	0.53	1.00
sig2.e[6,1,1]	0.01852	0.003635	1.80E-05	0.01271	0.01808	0.02687	0.49	1.00
sig2.e[6,1,2]	1.73E-04	0.002568	1.24E-05	-0.00494	1.70E-04	0.005356	0.48	1.00
sig2.e[6,2,1]	1.73E-04	0.002568	1.24E-05	-0.00494	1.70E-04	0.005356	0.48	1.00
sig2.e[6,2,2]	0.0186	0.003674	1.80E-05	0.01275	0.01814	0.02704	0.49	1.00
sig2.e[7,1,1]	0.01836	0.003582	1.73E-05	0.01264	0.01791	0.02655	0.48	1.00
sig2.e[7,1,2]	3.86E-05	0.00252	1.23E-05	-0.00498	1.81E-05	0.005064	0.49	1.00
sig2.e[7,2,1]	3.86E-05	0.00252	1.23E-05	-0.00498	1.81E-05	0.005064	0.49	1.00
sig2.e[7,2,2]	0.01844	0.003601	1.77E-05	0.01271	0.01799	0.02671	0.49	1.00
sig2.e[8,1,1]	0.01838	0.003576	1.71E-05	0.01266	0.01796	0.02659	0.48	1.00
sig2.e[8,1,2]	2.33E-05	0.002522	1.32E-05	-0.00506	1.92E-05	0.005063	0.52	1.00
sig2.e[8,2,1]	2.33E-05	0.002522	1.32E-05	-0.00506	1.92E-05	0.005063	0.52	1.00
sig2.e[8,2,2]	0.01846	0.00359	1.84E-05	0.01271	0.01799	0.02677	0.51	1.00
sig2.e[9,1,1]	0.01838	0.003569	1.74E-05	0.01268	0.01795	0.02647	0.49	1.00
sig2.e[9,1,2]	5.49E-05	0.0025	1.31E-05	-0.00496	7.05E-05	0.005075	0.53	1.00
sig2.e[9,2,1]	5.49E-05	0.0025	1.31E-05	-0.00496	7.05E-05	0.005075	0.53	1.00
sig2.e[9,2,2]	0.01847	0.003599	1.75E-05	0.01275	0.01802	0.02673	0.49	1.00
sig2.e[10,1,1]	0.01847	0.00361	1.66E-05	0.01272	0.01804	0.02677	0.46	1.00
sig2.e[10,1,2]	1.37E-04	0.00253	1.27E-05	-0.00489	1.47E-04	0.005209	0.50	1.00
sig2.e[10,2,1]	1.37E-04	0.00253	1.27E-05	-0.00489	1.47E-04	0.005209	0.50	1.00
sig2.e[10,2,2]	0.01854	0.003644	1.67E-05	0.01273	0.01809	0.02702	0.46	1.00
sig2.e[11,1,1]	0.01838	0.003596	1.89E-05	0.01263	0.01794	0.0266	0.53	1.00
sig2.e[11,1,2]	6.75E-05	0.002529	1.28E-05	-0.00497	5.59E-05	0.005138	0.51	1.00
sig2.e[11,2,1]	6.75E-05	0.002529	1.28E-05	-0.00497	5.59E-05	0.005138	0.51	1.00
sig2.e[11,2,2]	0.01844	0.003609	1.73E-05	0.01268	0.01798	0.02681	0.48	1.00
sig2.e[12,1,1]	0.01834	0.003581	1.78E-05	0.01258	0.01791	0.02654	0.50	1.00
sig2.e[12,1,2]	-3.53E-05	0.002512	1.24E-05	-0.00507	-3.18E-05	0.004917	0.49	1.00
sig2.e[12,2,1]	-3.53E-05	0.002512	1.24E-05	-0.00507	-3.18E-05	0.004917	0.49	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
sig2.e[12,2,2]	0.01851	0.0036	1.69E-05	0.01275	0.01807	0.0268	0.47	1.00
sig2.e[13,1,1]	0.01837	0.003569	1.74E-05	0.01267	0.01793	0.02665	0.49	1.00
sig2.e[13,1,2]	9.48E-05	0.002658	1.32E-05	-0.00516	8.78E-05	0.005389	0.50	1.00
sig2.e[13,2,1]	9.48E-05	0.002658	1.32E-05	-0.00516	8.78E-05	0.005389	0.50	1.00
sig2.e[13,2,2]	0.01977	0.00407	2.02E-05	0.01335	0.01925	0.02927	0.50	1.00
sig2.e[14,1,1]	0.01839	0.003593	1.74E-05	0.01267	0.01794	0.02669	0.48	1.00
sig2.e[14,1,2]	6.30E-05	0.002534	1.35E-05	-0.00496	6.40E-05	0.005121	0.53	1.00
sig2.e[14,2,1]	6.30E-05	0.002534	1.35E-05	-0.00496	6.40E-05	0.005121	0.53	1.00
sig2.e[14,2,2]	0.01847	0.003617	1.87E-05	0.01265	0.01803	0.02682	0.52	1.00
sig2.e[15,1,1]	0.01836	0.003588	1.88E-05	0.01262	0.01792	0.02665	0.52	1.00
sig2.e[15,1,2]	1.77E-05	0.002517	1.35E-05	-0.00505	1.15E-05	0.004992	0.54	1.00
sig2.e[15,2,1]	1.77E-05	0.002517	1.35E-05	-0.00505	1.15E-05	0.004992	0.54	1.00
sig2.e[15,2,2]	0.01847	0.003605	1.86E-05	0.0127	0.01802	0.02674	0.52	1.00
sig2.e[16,1,1]	0.01839	0.003608	1.93E-05	0.0126	0.01795	0.02668	0.54	1.00
sig2.e[16,1,2]	6.77E-05	0.002544	1.18E-05	-0.00494	6.60E-05	0.0052	0.46	1.00
sig2.e[16,2,1]	6.77E-05	0.002544	1.18E-05	-0.00494	6.60E-05	0.0052	0.46	1.00
sig2.e[16,2,2]	0.01846	0.00358	1.85E-05	0.01274	0.01802	0.02673	0.52	1.00
sig2.e[17,1,1]	0.01841	0.003574	1.75E-05	0.01272	0.01799	0.02658	0.49	1.00
sig2.e[17,1,2]	-8.01E-06	0.002513	1.13E-05	-0.00505	8.77E-06	0.004966	0.45	1.00
sig2.e[17,2,1]	-8.01E-06	0.002513	1.13E-05	-0.00505	8.77E-06	0.004966	0.45	1.00
sig2.e[17,2,2]	0.01849	0.003641	1.76E-05	0.01268	0.01804	0.02683	0.48	1.00
sig2.e[18,1,1]	0.01841	0.003601	1.84E-05	0.01266	0.01797	0.02676	0.51	1.00
sig2.e[18,1,2]	2.43E-05	0.002518	1.22E-05	-0.00495	3.40E-05	0.005004	0.48	1.00
sig2.e[18,2,1]	2.43E-05	0.002518	1.22E-05	-0.00495	3.40E-05	0.005004	0.48	1.00
sig2.e[18,2,2]	0.01843	0.003575	1.79E-05	0.01268	0.01797	0.02661	0.50	1.00
sig2.e[19,1,1]	0.01834	0.003578	1.83E-05	0.01266	0.0179	0.0266	0.51	1.00
sig2.e[19,1,2]	1.93E-05	0.002516	1.22E-05	-0.00497	2.40E-05	0.005027	0.48	1.00
sig2.e[19,2,1]	1.93E-05	0.002516	1.22E-05	-0.00497	2.40E-05	0.005027	0.48	1.00
sig2.e[19,2,2]	0.01842	0.003598	1.83E-05	0.01269	0.01799	0.02672	0.51	1.00
sig2.e[20,1,1]	0.01844	0.003601	1.75E-05	0.01267	0.018	0.02678	0.49	1.00
sig2.e[20,1,2]	6.41E-05	0.002526	1.21E-05	-0.00497	5.17E-05	0.005122	0.48	1.00
sig2.e[20,2,1]	6.41E-05	0.002526	1.21E-05	-0.00497	5.17E-05	0.005122	0.48	1.00
sig2.e[20,2,2]	0.01841	0.003586	1.69E-05	0.0127	0.01796	0.02678	0.47	1.00
sig2.e[21,1,1]	0.01836	0.00357	1.75E-05	0.01268	0.01793	0.02663	0.49	1.00
sig2.e[21,1,2]	4.37E-05	0.00251	1.15E-05	-0.00493	4.44E-05	0.005032	0.46	1.00
sig2.e[21,2,1]	4.37E-05	0.00251	1.15E-05	-0.00493	4.44E-05	0.005032	0.46	1.00
sig2.e[21,2,2]	0.01845	0.003619	1.81E-05	0.01265	0.01801	0.0269	0.50	1.00
sig2.e[22,1,1]	0.01837	0.003573	1.91E-05	0.01268	0.01794	0.02657	0.54	1.00
sig2.e[22,1,2]	3.37E-05	0.002507	1.30E-05	-0.00494	3.14E-05	0.005079	0.52	1.00
sig2.e[22,2,1]	3.37E-05	0.002507	1.30E-05	-0.00494	3.14E-05	0.005079	0.52	1.00
sig2.e[22,2,2]	0.01844	0.003583	1.87E-05	0.0127	0.01801	0.02677	0.52	1.00
sig2.e[23,1,1]	0.01833	0.003562	1.89E-05	0.01264	0.01788	0.0265	0.53	1.00
sig2.e[23,1,2]	-6.72E-06	0.00255	1.23E-05	-0.00513	1.35E-06	0.005059	0.48	1.00
sig2.e[23,2,1]	-6.72E-06	0.00255	1.23E-05	-0.00513	1.35E-06	0.005059	0.48	1.00
sig2.e[23,2,2]	0.01882	0.003747	1.78E-05	0.0129	0.01836	0.0275	0.48	1.00
sig2.e[24,1,1]	0.01833	0.003576	1.77E-05	0.01259	0.0179	0.02659	0.49	1.00
sig2.e[24,1,2]	2.62E-05	0.002506	1.27E-05	-0.00495	2.16E-05	0.00502	0.51	1.00
sig2.e[24,2,1]	2.62E-05	0.002506	1.27E-05	-0.00495	2.16E-05	0.00502	0.51	1.00
sig2.e[24,2,2]	0.01841	0.003596	1.85E-05	0.0127	0.01795	0.02671	0.52	1.00
sig2.e[25,1,1]	0.01882	0.003717	1.97E-05	0.01292	0.01838	0.02731	0.53	1.00
sig2.e[25,1,2]	6.16E-04	0.002655	1.38E-05	-0.00455	5.74E-04	0.006014	0.52	1.00
sig2.e[25,2,1]	6.16E-04	0.002655	1.38E-05	-0.00455	5.74E-04	0.006014	0.52	1.00
sig2.e[25,2,2]	0.0192	0.003872	1.90E-05	0.01308	0.01871	0.02817	0.49	1.00
sig2.e[26,1,1]	0.01838	0.003605	1.73E-05	0.01267	0.0179	0.02668	0.48	1.00
sig2.e[26,1,2]	-9.06E-06	0.002612	1.26E-05	-0.00522	-1.96E-05	0.005235	0.48	1.00
sig2.e[26,2,1]	-9.06E-06	0.002612	1.26E-05	-0.00522	-1.96E-05	0.005235	0.48	1.00
sig2.e[26,2,2]	0.01939	0.003933	1.87E-05	0.01316	0.01888	0.02835	0.47	1.00
sig2.e[27,1,1]	0.01836	0.003546	1.76E-05	0.01264	0.01792	0.02647	0.50	1.00
sig2.e[27,1,2]	3.07E-05	0.00252	1.19E-05	-0.00496	3.03E-05	0.005021	0.47	1.00
sig2.e[27,2,1]	3.07E-05	0.00252	1.19E-05	-0.00496	3.03E-05	0.005021	0.47	1.00
sig2.e[27,2,2]	0.01846	0.003618	1.77E-05	0.01268	0.01802	0.02685	0.49	1.00
sig2.e[28,1,1]	0.01855	0.003628	1.72E-05	0.01279	0.01811	0.02692	0.47	1.00
sig2.e[28,1,2]	1.91E-04	0.002543	1.22E-05	-0.0048	1.71E-04	0.005291	0.48	1.00
sig2.e[28,2,1]	1.91E-04	0.002543	1.22E-05	-0.0048	1.71E-04	0.005291	0.48	1.00
sig2.e[28,2,2]	0.01861	0.003646	1.89E-05	0.01278	0.01817	0.02698	0.52	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
sig2.e[29,1,1]	0.01842	0.003611	1.85E-05	0.01268	0.01796	0.02672	0.51	1.00
sig2.e[29,1,2]	1.37E-04	0.002597	1.26E-05	-0.00503	1.22E-04	0.005296	0.48	1.00
sig2.e[29,2,1]	1.37E-04	0.002597	1.26E-05	-0.00503	1.22E-04	0.005296	0.48	1.00
sig2.e[29,2,2]	0.01926	0.003886	1.85E-05	0.01312	0.01878	0.02821	0.48	1.00
sig2.e[30,1,1]	0.01834	0.003572	1.95E-05	0.01265	0.01791	0.02651	0.55	1.00
sig2.e[30,1,2]	1.98E-05	0.002534	1.23E-05	-0.00506	1.23E-05	0.005065	0.49	1.00
sig2.e[30,2,1]	1.98E-05	0.002534	1.23E-05	-0.00506	1.23E-05	0.005065	0.49	1.00
sig2.e[30,2,2]	0.01852	0.003643	1.82E-05	0.01274	0.01805	0.02703	0.50	1.00
sig2.e[31,1,1]	0.01839	0.003592	1.79E-05	0.01267	0.01794	0.02657	0.50	1.00
sig2.e[31,1,2]	1.67E-04	0.002572	1.27E-05	-0.00491	1.60E-04	0.0053	0.49	1.00
sig2.e[31,2,1]	1.67E-04	0.002572	1.27E-05	-0.00491	1.60E-04	0.0053	0.49	1.00
sig2.e[31,2,2]	0.01877	0.003732	1.82E-05	0.01287	0.01829	0.02751	0.49	1.00
sig2.e[32,1,1]	0.01855	0.003662	1.93E-05	0.01269	0.01811	0.02699	0.53	1.00
sig2.e[32,1,2]	4.90E-04	0.002669	1.38E-05	-0.00475	4.59E-04	0.00587	0.52	1.00
sig2.e[32,2,1]	4.90E-04	0.002669	1.38E-05	-0.00475	4.59E-04	0.00587	0.52	1.00
sig2.e[32,2,2]	0.01969	0.004026	2.06E-05	0.0133	0.01917	0.02892	0.51	1.00
sig2.e[33,1,1]	0.01838	0.00356	1.62E-05	0.0127	0.01796	0.0266	0.45	1.00
sig2.e[33,1,2]	2.07E-05	0.00251	1.25E-05	-0.00497	2.16E-05	0.005065	0.50	1.00
sig2.e[33,2,1]	2.07E-05	0.00251	1.25E-05	-0.00497	2.16E-05	0.005065	0.50	1.00
sig2.e[33,2,2]	0.01847	0.00362	1.86E-05	0.01269	0.01802	0.02683	0.51	1.00
sig2.e[34,1,1]	0.01834	0.003556	1.78E-05	0.01264	0.01789	0.02652	0.50	1.00
sig2.e[34,1,2]	1.33E-05	0.002495	1.18E-05	-0.00495	1.03E-05	0.004987	0.47	1.00
sig2.e[34,2,1]	1.33E-05	0.002495	1.18E-05	-0.00495	1.03E-05	0.004987	0.47	1.00
sig2.e[34,2,2]	0.01843	0.003607	1.80E-05	0.01267	0.01799	0.02671	0.50	1.00
sig2.e[35,1,1]	0.01852	0.003628	1.84E-05	0.01271	0.01806	0.02692	0.51	1.00
sig2.e[35,1,2]	-5.91E-05	0.002546	1.28E-05	-0.00513	-6.03E-05	0.005045	0.50	1.00
sig2.e[35,2,1]	-5.91E-05	0.002546	1.28E-05	-0.00513	-6.03E-05	0.005045	0.50	1.00
sig2.e[35,2,2]	0.01847	0.003587	1.80E-05	0.01276	0.01804	0.02679	0.50	1.00
sig2.e[36,1,1]	0.01842	0.003576	1.85E-05	0.01267	0.01798	0.02668	0.52	1.00
sig2.e[36,1,2]	-1.27E-05	0.002515	1.20E-05	-0.00501	-3.37E-05	0.005006	0.48	1.00
sig2.e[36,2,1]	-1.27E-05	0.002515	1.20E-05	-0.00501	-3.37E-05	0.005006	0.48	1.00
sig2.e[36,2,2]	0.01844	0.003633	1.75E-05	0.01269	0.01798	0.02695	0.48	1.00
sig2.e[37,1,1]	0.01834	0.003547	1.79E-05	0.01264	0.0179	0.02644	0.50	1.00
sig2.e[37,1,2]	-2.35E-05	0.002544	1.23E-05	-0.00509	-1.52E-05	0.005012	0.49	1.00
sig2.e[37,2,1]	-2.35E-05	0.002544	1.23E-05	-0.00509	-1.52E-05	0.005012	0.49	1.00
sig2.e[37,2,2]	0.01872	0.003675	1.70E-05	0.01286	0.01828	0.02708	0.46	1.00
sig2.e[38,1,1]	0.0184	0.003596	1.77E-05	0.01266	0.01795	0.02668	0.49	1.00
sig2.e[38,1,2]	1.72E-05	0.002517	1.27E-05	-0.00502	2.29E-05	0.004988	0.51	1.00
sig2.e[38,2,1]	1.72E-05	0.002517	1.27E-05	-0.00502	2.29E-05	0.004988	0.51	1.00
sig2.e[38,2,2]	0.01847	0.003629	1.81E-05	0.01269	0.01801	0.02681	0.50	1.00
sig2.e[39,1,1]	0.01838	0.003549	1.73E-05	0.01267	0.01794	0.02654	0.49	1.00
sig2.e[39,1,2]	3.15E-05	0.002532	1.21E-05	-0.00505	2.75E-05	0.005081	0.48	1.00
sig2.e[39,2,1]	3.15E-05	0.002532	1.21E-05	-0.00505	2.75E-05	0.005081	0.48	1.00
sig2.e[39,2,2]	0.01843	0.003607	1.83E-05	0.01268	0.01801	0.02673	0.51	1.00
sig2.e[40,1,1]	0.01843	0.003592	1.79E-05	0.0127	0.018	0.02666	0.50	1.00
sig2.e[40,1,2]	7.26E-05	0.002509	1.21E-05	-0.005	8.15E-05	0.00505	0.48	1.00
sig2.e[40,2,1]	7.26E-05	0.002509	1.21E-05	-0.005	8.15E-05	0.00505	0.48	1.00
sig2.e[40,2,2]	0.0184	0.003604	1.76E-05	0.01264	0.01797	0.0267	0.49	1.00
sig2.e[41,1,1]	0.01865	0.003641	1.76E-05	0.0128	0.01819	0.02695	0.48	1.00
sig2.e[41,1,2]	2.92E-04	0.00258	1.34E-05	-0.00481	2.64E-04	0.00551	0.52	1.00
sig2.e[41,2,1]	2.92E-04	0.00258	1.34E-05	-0.00481	2.64E-04	0.00551	0.52	1.00
sig2.e[41,2,2]	0.0187	0.003687	1.71E-05	0.01279	0.01827	0.02713	0.46	1.00
sig2.e[42,1,1]	0.01839	0.003586	1.76E-05	0.01268	0.01795	0.02665	0.49	1.00
sig2.e[42,1,2]	6.35E-05	0.002545	1.35E-05	-0.00503	5.69E-05	0.00517	0.53	1.00
sig2.e[42,2,1]	6.35E-05	0.002545	1.35E-05	-0.00503	5.69E-05	0.00517	0.53	1.00
sig2.e[42,2,2]	0.01852	0.00363	1.89E-05	0.01271	0.01809	0.02676	0.52	1.00
sig2.e[43,1,1]	0.01836	0.003556	1.64E-05	0.01267	0.01795	0.02645	0.46	1.00
sig2.e[43,1,2]	-1.48E-06	0.002539	1.23E-05	-0.00503	-2.87E-06	0.005059	0.48	1.00
sig2.e[43,2,1]	-1.48E-06	0.002539	1.23E-05	-0.00503	-2.87E-06	0.005059	0.48	1.00
sig2.e[43,2,2]	0.01851	0.003635	1.79E-05	0.01272	0.01807	0.02688	0.49	1.00
sig2.e[44,1,1]	0.01843	0.003612	1.78E-05	0.01265	0.01798	0.02676	0.49	1.00
sig2.e[44,1,2]	-2.24E-05	0.00254	1.24E-05	-0.00506	-3.27E-05	0.005088	0.49	1.00
sig2.e[44,2,1]	-2.24E-05	0.00254	1.24E-05	-0.00506	-3.27E-05	0.005088	0.49	1.00
sig2.e[44,2,2]	0.01846	0.003586	1.81E-05	0.01271	0.01805	0.02654	0.50	1.00
sig2.e[45,1,1]	0.01835	0.003578	1.81E-05	0.01266	0.01791	0.02656	0.51	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
sig2.e[45,1,2]	3.26E-05	0.002493	1.32E-05	-0.00495	4.35E-05	0.00498	0.53	1.00
sig2.e[45,2,1]	3.26E-05	0.002493	1.32E-05	-0.00495	4.35E-05	0.00498	0.53	1.00
sig2.e[45,2,2]	0.01845	0.003608	1.83E-05	0.01267	0.01802	0.02671	0.51	1.00
sig2.e[46,1,1]	0.01841	0.003615	1.96E-05	0.01267	0.01799	0.02679	0.54	1.00
sig2.e[46,1,2]	1.30E-05	0.002518	1.40E-05	-0.00499	1.57E-05	0.005046	0.56	1.00
sig2.e[46,2,1]	1.30E-05	0.002518	1.40E-05	-0.00499	1.57E-05	0.005046	0.56	1.00
sig2.e[46,2,2]	0.01842	0.003589	1.76E-05	0.01269	0.01797	0.02663	0.49	1.00
sig2.e[47,1,1]	0.01844	0.00359	1.75E-05	0.0127	0.01803	0.02671	0.49	1.00
sig2.e[47,1,2]	9.13E-05	0.002547	1.29E-05	-0.00495	8.20E-05	0.005199	0.51	1.00
sig2.e[47,2,1]	9.13E-05	0.002547	1.29E-05	-0.00495	8.20E-05	0.005199	0.51	1.00
sig2.e[47,2,2]	0.01868	0.003701	1.92E-05	0.01277	0.01821	0.02723	0.52	1.00
sig2.e[48,1,1]	0.01835	0.003571	1.77E-05	0.01267	0.0179	0.02653	0.49	1.00
sig2.e[48,1,2]	4.15E-05	0.002532	1.36E-05	-0.00497	3.58E-05	0.005107	0.54	1.00
sig2.e[48,2,1]	4.15E-05	0.002532	1.36E-05	-0.00497	3.58E-05	0.005107	0.54	1.00
sig2.e[48,2,2]	0.01868	0.003658	1.74E-05	0.01283	0.01825	0.02715	0.48	1.00
sig2.e[49,1,1]	0.01849	0.003603	1.73E-05	0.01276	0.01804	0.02674	0.48	1.00
sig2.e[49,1,2]	1.06E-04	0.002525	1.35E-05	-0.00486	9.12E-05	0.005136	0.54	1.00
sig2.e[49,2,1]	1.06E-04	0.002525	1.35E-05	-0.00486	9.12E-05	0.005136	0.54	1.00
sig2.e[49,2,2]	0.01851	0.003653	1.81E-05	0.01269	0.01808	0.02697	0.49	1.00
sig2.e[50,1,1]	0.01845	0.003604	1.81E-05	0.01269	0.01803	0.02673	0.50	1.00
sig2.e[50,1,2]	1.24E-04	0.002558	1.26E-05	-0.00495	1.15E-04	0.005248	0.49	1.00
sig2.e[50,2,1]	1.24E-04	0.002558	1.26E-05	-0.00495	1.15E-04	0.005248	0.49	1.00
sig2.e[50,2,2]	0.01858	0.003657	1.75E-05	0.01277	0.01813	0.02708	0.48	1.00
sig2.e[51,1,1]	0.01837	0.003587	1.82E-05	0.01264	0.01793	0.02656	0.51	1.00
sig2.e[51,1,2]	4.44E-06	0.002514	1.22E-05	-0.00499	3.34E-06	0.00499	0.49	1.00
sig2.e[51,2,1]	4.44E-06	0.002514	1.22E-05	-0.00499	3.34E-06	0.00499	0.49	1.00
sig2.e[51,2,2]	0.01843	0.003593	1.73E-05	0.0127	0.018	0.02671	0.48	1.00
sig2.e[52,1,1]	0.01839	0.003588	1.79E-05	0.01267	0.01795	0.02665	0.50	1.00
sig2.e[52,1,2]	-1.71E-05	0.002573	1.30E-05	-0.00517	-3.36E-05	0.005148	0.50	1.00
sig2.e[52,2,1]	-1.71E-05	0.002573	1.30E-05	-0.00517	-3.36E-05	0.005148	0.50	1.00
sig2.e[52,2,2]	0.01881	0.003725	2.10E-05	0.0129	0.01835	0.02735	0.56	1.00
sig2.e[53,1,1]	0.01846	0.003612	1.87E-05	0.01268	0.01801	0.02674	0.52	1.00
sig2.e[53,1,2]	-4.81E-05	0.002531	1.21E-05	-0.00508	-4.90E-05	0.004989	0.48	1.00
sig2.e[53,2,1]	-4.81E-05	0.002531	1.21E-05	-0.00508	-4.90E-05	0.004989	0.48	1.00
sig2.e[53,2,2]	0.01845	0.003604	1.80E-05	0.0127	0.01801	0.02675	0.50	1.00
sig2.e[54,1,1]	0.01845	0.003601	1.76E-05	0.01271	0.018	0.02678	0.49	1.00
sig2.e[54,1,2]	1.48E-04	0.00254	1.18E-05	-0.00486	1.52E-04	0.005249	0.47	1.00
sig2.e[54,2,1]	1.48E-04	0.00254	1.18E-05	-0.00486	1.52E-04	0.005249	0.47	1.00
sig2.e[54,2,2]	0.01858	0.003661	1.70E-05	0.01272	0.01814	0.02698	0.46	1.00
sig2.e[55,1,1]	0.01838	0.003606	1.88E-05	0.01265	0.01792	0.02679	0.52	1.00
sig2.e[55,1,2]	-3.01E-06	0.002516	1.23E-05	-0.005	-5.93E-06	0.005102	0.49	1.00
sig2.e[55,2,1]	-3.01E-06	0.002516	1.23E-05	-0.005	-5.93E-06	0.005102	0.49	1.00
sig2.e[55,2,2]	0.01845	0.003606	1.80E-05	0.0127	0.01802	0.02674	0.50	1.00
sig2.e[56,1,1]	0.01838	0.003582	1.76E-05	0.01272	0.01792	0.02657	0.49	1.00
sig2.e[56,1,2]	4.11E-05	0.002515	1.33E-05	-0.00499	3.77E-05	0.005073	0.53	1.00
sig2.e[56,2,1]	4.11E-05	0.002515	1.33E-05	-0.00499	3.77E-05	0.005073	0.53	1.00
sig2.e[56,2,2]	0.01843	0.003599	1.86E-05	0.01272	0.01799	0.02675	0.52	1.00
sig2.e[57,1,1]	0.01838	0.00357	1.72E-05	0.01264	0.01798	0.02651	0.48	1.00
sig2.e[57,1,2]	3.19E-05	0.002538	1.27E-05	-0.00501	2.98E-05	0.005155	0.50	1.00
sig2.e[57,2,1]	3.19E-05	0.002538	1.27E-05	-0.00501	2.98E-05	0.005155	0.50	1.00
sig2.e[57,2,2]	0.01844	0.003598	1.76E-05	0.01266	0.018	0.02669	0.49	1.00
sig2.u[1,1]	0.01739	0.003	1.60E-05	0.01238	0.01709	0.02404	0.53	1.00
sig2.u[1,2]	0.009634	0.003802	2.02E-05	0.002819	0.009406	0.01781	0.53	1.00
sig2.u[2,1]	0.009634	0.003802	2.02E-05	0.002819	0.009406	0.01781	0.53	1.00
sig2.u[2,2]	0.04292	0.007993	4.72E-05	0.02932	0.0422	0.06062	0.59	1.00
u[1,1]	-0.0994	0.09697	4.96E-04	-0.2906	-0.09926	0.08961	0.51	1.00
u[1,2]	-0.1568	0.1311	8.65E-04	-0.4142	-0.1579	0.1014	0.66	1.00
u[2,1]	-0.09468	0.09789	5.08E-04	-0.2879	-0.09476	0.09527	0.52	1.00
u[2,2]	-0.1703	0.1316	9.35E-04	-0.4276	-0.1704	0.08715	0.71	1.00
u[3,1]	0.1082	0.09505	4.94E-04	-0.07813	0.1083	0.2952	0.52	1.00
u[3,2]	0.2378	0.1249	7.14E-04	-0.00831	0.2379	0.4831	0.57	1.00
u[4,1]	-0.02477	0.09473	4.76E-04	-0.2092	-0.02509	0.1618	0.50	1.00
u[4,2]	-0.05519	0.1242	7.71E-04	-0.3004	-0.05507	0.1884	0.62	1.00
u[5,1]	0.03894	0.09559	4.89E-04	-0.1474	0.03857	0.2268	0.51	1.00
u[5,2]	0.1036	0.1257	8.00E-04	-0.1429	0.1036	0.3489	0.64	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
u[6,1]	0.1273	0.1005	4.96E-04	-0.07131	0.1268	0.3243	0.49	1.00
u[6,2]	0.2458	0.1403	7.94E-04	-0.02809	0.2451	0.5224	0.57	1.00
u[7,1]	-0.03436	0.09751	5.32E-04	-0.2259	-0.03403	0.1579	0.55	1.00
u[7,2]	-0.04865	0.1324	7.15E-04	-0.3071	-0.04909	0.2134	0.54	1.00
u[8,1]	0.01653	0.09632	5.30E-04	-0.1725	0.01603	0.2056	0.55	1.00
u[8,2]	0.07722	0.1312	8.27E-04	-0.1805	0.07732	0.3343	0.63	1.00
u[9,1]	-0.05225	0.09733	5.19E-04	-0.2432	-0.05228	0.1382	0.53	1.00
u[9,2]	-0.1059	0.133	7.69E-04	-0.3667	-0.1054	0.1543	0.58	1.00
u[10,1]	0.115	0.09747	5.02E-04	-0.07666	0.1144	0.3072	0.51	1.00
u[10,2]	0.2107	0.1313	7.25E-04	-0.05049	0.2111	0.4672	0.55	1.00
u[11,1]	-0.06546	0.09532	4.83E-04	-0.2531	-0.06598	0.1224	0.51	1.00
u[11,2]	-0.1203	0.1229	7.00E-04	-0.3626	-0.1203	0.1199	0.57	1.00
u[12,1]	-0.00922	0.09374	4.59E-04	-0.1931	-0.00905	0.174	0.49	1.00
u[12,2]	-0.1443	0.1193	7.31E-04	-0.3784	-0.1437	0.09012	0.61	1.00
u[13,1]	0.1378	0.09928	5.08E-04	-0.05633	0.138	0.334	0.51	1.00
u[13,2]	0.5772	0.1348	9.61E-04	0.3081	0.5779	0.8404	0.71	1.00
u[14,1]	-0.05263	0.09638	4.95E-04	-0.243	-0.05244	0.1371	0.51	1.00
u[14,2]	-0.08604	0.1325	8.66E-04	-0.3461	-0.08526	0.1736	0.65	1.00
u[15,1]	-0.00776	0.1007	5.00E-04	-0.2063	-0.00818	0.1886	0.50	1.00
u[15,2]	-0.01019	0.1466	7.73E-04	-0.2987	-0.00967	0.278	0.53	1.00
u[16,1]	0.03	0.1027	5.58E-04	-0.1691	0.02993	0.2321	0.54	1.00
u[16,2]	0.06134	0.1471	8.89E-04	-0.2294	0.06085	0.3496	0.60	1.00
u[17,1]	-0.00222	0.1052	5.65E-04	-0.2066	-0.00252	0.2053	0.54	1.00
u[17,2]	0.07442	0.156	0.001058	-0.2272	0.07344	0.3831	0.68	1.00
u[18,1]	0.04498	0.09869	5.15E-04	-0.1477	0.04541	0.2395	0.52	1.00
u[18,2]	0.04026	0.1353	8.57E-04	-0.2228	0.03885	0.3067	0.63	1.00
u[19,1]	-0.00224	0.09436	4.80E-04	-0.1877	-0.00276	0.184	0.51	1.00
u[19,2]	0.0161	0.1238	6.54E-04	-0.2261	0.01532	0.2593	0.53	1.00
u[20,1]	0.08365	0.09619	4.95E-04	-0.1044	0.08289	0.2737	0.51	1.00
u[20,2]	0.09332	0.1268	7.40E-04	-0.1551	0.09214	0.3445	0.58	1.00
u[21,1]	-0.05409	0.09762	4.67E-04	-0.2445	-0.05421	0.1365	0.48	1.00
u[21,2]	-0.1261	0.1356	8.37E-04	-0.3942	-0.1257	0.1386	0.62	1.00
u[22,1]	-0.01103	0.09899	4.86E-04	-0.2061	-0.01088	0.183	0.49	1.00
u[22,2]	-0.05023	0.1392	8.09E-04	-0.3238	-0.05036	0.2221	0.58	1.00
u[23,1]	0.06123	0.09559	4.81E-04	-0.1272	0.06082	0.2491	0.50	1.00
u[23,2]	0.3257	0.1264	7.74E-04	0.07854	0.3257	0.5752	0.61	1.00
u[24,1]	-0.00115	0.09524	4.83E-04	-0.1879	-0.00104	0.1853	0.51	1.00
u[24,2]	0.03737	0.1248	6.50E-04	-0.205	0.03768	0.2845	0.52	1.00
u[25,1]	-0.2384	0.1024	5.25E-04	-0.4394	-0.2379	-0.03977	0.51	1.00
u[25,2]	-0.5065	0.1349	6.93E-04	-0.7716	-0.5059	-0.2432	0.51	1.00
u[26,1]	0.106	0.09925	4.60E-04	-0.08832	0.1065	0.3018	0.46	1.00
u[26,2]	0.4936	0.1357	7.68E-04	0.2272	0.4938	0.762	0.57	1.00
u[27,1]	-0.01552	0.09921	5.12E-04	-0.21	-0.01491	0.1785	0.52	1.00
u[27,2]	-0.06456	0.1413	0.001122	-0.3459	-0.06324	0.2105	0.79	1.00
u[28,1]	0.1354	0.09851	5.14E-04	-0.05584	0.135	0.3289	0.52	1.00
u[28,2]	0.2577	0.1327	9.26E-04	-0.0032	0.2581	0.5197	0.70	1.00
u[29,1]	-0.127	0.1024	5.26E-04	-0.3297	-0.1267	0.07361	0.51	1.00
u[29,2]	-0.4715	0.1433	8.05E-04	-0.7563	-0.4701	-0.1941	0.56	1.00
u[30,1]	0.02464	0.09676	5.32E-04	-0.1642	0.02511	0.2144	0.55	1.00
u[30,2]	0.15	0.1309	8.82E-04	-0.1034	0.1501	0.4076	0.67	1.00
u[31,1]	-0.1222	0.0957	4.95E-04	-0.3106	-0.1224	0.0665	0.52	1.00
u[31,2]	-0.3352	0.1249	6.81E-04	-0.58	-0.3355	-0.08909	0.54	1.00
u[32,1]	-0.2083	0.1003	4.99E-04	-0.4043	-0.2081	-0.01183	0.50	1.00
u[32,2]	-0.597	0.1332	7.20E-04	-0.857	-0.5981	-0.3311	0.54	1.00
u[33,1]	-0.01381	0.09725	5.27E-04	-0.205	-0.01351	0.177	0.54	1.00
u[33,2]	-0.1057	0.1354	7.63E-04	-0.3713	-0.1051	0.157	0.56	1.00
u[34,1]	-0.00368	0.09488	5.12E-04	-0.1891	-0.00405	0.181	0.54	1.00
u[34,2]	-0.06967	0.1242	6.12E-04	-0.3119	-0.06903	0.1749	0.49	1.00
u[35,1]	-0.06915	0.09625	4.66E-04	-0.2583	-0.06911	0.119	0.48	1.00
u[35,2]	0.05103	0.1273	8.08E-04	-0.1981	0.0502	0.2997	0.63	1.00
u[36,1]	0.01779	0.1001	8.92E-04	-0.1773	0.01696	0.216	0.89	1.00
u[36,2]	-0.03865	0.147	0.002773	-0.3294	-0.03802	0.2483	1.89	1.00
u[37,1]	-0.04411	0.09477	5.00E-04	-0.2303	-0.04433	0.1417	0.53	1.00
u[37,2]	-0.2809	0.123	8.28E-04	-0.5213	-0.2808	-0.0403	0.67	1.00
u[38,1]	0.05047	0.1017	5.42E-04	-0.147	0.0504	0.2524	0.53	1.00

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	MCE/sd	Rhat
u[38,2]	0.09128	0.15	0.001112	-0.2007	0.09024	0.3857	0.74	1.00
u[39,1]	-0.05241	0.09524	4.94E-04	-0.2398	-0.0527	0.1334	0.52	1.00
u[39,2]	-0.0571	0.1248	7.54E-04	-0.3034	-0.05651	0.1888	0.60	1.00
u[40,1]	-0.07346	0.09413	4.53E-04	-0.2582	-0.07358	0.1132	0.48	1.00
u[40,2]	-0.09842	0.1202	5.95E-04	-0.333	-0.09865	0.1374	0.50	1.00
u[41,1]	-0.1768	0.09803	4.99E-04	-0.3699	-0.1763	0.01576	0.51	1.00
u[41,2]	-0.3264	0.1279	7.34E-04	-0.5783	-0.3266	-0.07402	0.57	1.00
u[42,1]	-0.06053	0.0997	0.001185	-0.2578	-0.06059	0.1327	1.19	1.00
u[42,2]	-0.1737	0.1473	0.003838	-0.4609	-0.1743	0.1165	2.61	1.00
u[43,1]	-0.00191	0.09801	4.82E-04	-0.1941	-0.00205	0.1913	0.49	1.00
u[43,2]	-0.1172	0.1358	8.58E-04	-0.3845	-0.1171	0.1484	0.63	1.00
u[44,1]	0.02848	0.09835	4.79E-04	-0.1649	0.02826	0.2228	0.49	1.00
u[44,2]	-0.101	0.1372	7.42E-04	-0.3725	-0.0998	0.1643	0.54	1.00
u[45,1]	0.03531	0.09677	5.04E-04	-0.1546	0.03523	0.2253	0.52	1.00
u[45,2]	0.09111	0.1308	7.38E-04	-0.1634	0.091	0.3502	0.56	1.00
u[46,1]	0.02824	0.09654	5.30E-04	-0.1598	0.02795	0.2178	0.55	1.00
u[46,2]	-0.03151	0.1315	7.16E-04	-0.2904	-0.03148	0.2259	0.54	1.00
u[47,1]	0.098	0.1023	5.39E-04	-0.1018	0.09726	0.2998	0.53	1.00
u[47,2]	0.2731	0.146	9.89E-04	-0.01351	0.272	0.5605	0.68	1.00
u[48,1]	0.06183	0.0992	5.41E-04	-0.1331	0.06133	0.2583	0.54	1.00
u[48,2]	0.2741	0.1388	7.82E-04	0.002787	0.2739	0.5474	0.56	1.00
u[49,1]	0.1057	0.09765	4.95E-04	-0.08443	0.1057	0.2973	0.51	1.00
u[49,2]	0.1637	0.1309	7.62E-04	-0.08912	0.1626	0.4231	0.58	1.00
u[50,1]	0.109	0.0987	4.78E-04	-0.0857	0.1092	0.3036	0.48	1.00
u[50,2]	0.2268	0.1361	8.35E-04	-0.03736	0.2261	0.4965	0.61	1.00
u[51,1]	-0.03089	0.09777	5.67E-04	-0.2233	-0.0313	0.1602	0.58	1.00
u[51,2]	-0.0281	0.1358	9.15E-04	-0.2965	-0.02818	0.2384	0.67	1.00
u[52,1]	0.0538	0.1006	0.001132	-0.1436	0.05376	0.2521	1.13	1.00
u[52,2]	0.3039	0.1487	0.003696	0.01433	0.3034	0.5959	2.49	1.00
u[53,1]	0.04418	0.09521	5.41E-04	-0.1426	0.04431	0.2314	0.57	1.00
u[53,2]	-0.06954	0.1239	9.29E-04	-0.3131	-0.06972	0.173	0.75	1.00
u[54,1]	0.1152	0.09734	5.26E-04	-0.07905	0.1152	0.3063	0.54	1.00
u[54,2]	0.2387	0.1285	6.84E-04	-0.01528	0.2385	0.4915	0.53	1.00
u[55,1]	2.05E-04	0.09999	4.54E-04	-0.1969	-4.02E-05	0.196	0.45	1.00
u[55,2]	-0.0579	0.1417	9.05E-04	-0.339	-0.05775	0.2188	0.64	1.00
u[56,1]	-0.00377	0.0975	5.00E-04	-0.1954	-0.00335	0.1871	0.51	1.00
u[56,2]	-0.08985	0.1315	7.07E-04	-0.349	-0.08934	0.1711	0.54	1.00
u[57,1]	-0.02571	0.1016	4.89E-04	-0.2232	-0.02578	0.1741	0.48	1.00
u[57,2]	-0.02165	0.1441	7.18E-04	-0.3044	-0.02068	0.2613	0.50	1.00

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
lny	-140.278	-214.835	74.557	-65.721
total	-140.278	-214.835	74.557	-65.721

Lampiran 19. Hasil Estimasi Model Bivariat FH dalam Satuan Rupiah – Komoditi Makanan dan Non Makanan

No	Kode Kab/Kota	Kab/Kota	Kode Kec.	Kecamatan	Makanan		Non Makanan	
					<i>ln</i>	Rupiah	<i>ln</i>	Rupiah
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
1	01	Jembrana	010	Melaya	12,79	358.613	12,74	341.124
2	01	Jembrana	020	Negara	12,76	348.015	12,63	305.590
3	01	Jembrana	021	Jembrana	12,97	429.338	13,21	545.796
4	01	Jembrana	030	Mendoyo	12,82	369.535	12,89	396.329
5	01	Jembrana	040	Pekutatan	12,85	380.789	13,16	519.177
6	02	Tabanan	010	Selemadeg	13,09	484.077	13,24	562.418
7	02	Tabanan	011	Selemadeg Timur	12,90	400.312	12,93	412.504
8	02	Tabanan	012	Selemadeg Barat	12,92	408.399	13,06	469.771
9	02	Tabanan	020	Kerambitan	12,89	396.329	12,90	400.312
10	02	Tabanan	030	Tabanan	12,97	429.338	13,28	585.370
11	02	Tabanan	040	Kediri	12,93	412.504	13,12	498.820
12	02	Tabanan	050	Marga	12,91	404.335	12,97	429.338
13	02	Tabanan	060	Baturiti	12,94	416.649	13,53	751.630
14	02	Tabanan	070	Penebel	12,79	358.613	12,92	408.399
15	02	Tabanan	080	Pupuan	12,97	429.338	12,99	438.011
16	03	Badung	010	Kuta Selatan	13,40	660.003	13,87	1.056.001
17	03	Badung	020	Kuta	13,48	714.973	13,83	1.014.595
18	03	Badung	030	Kuta Utara	13,29	591.253	13,69	882.046
19	03	Badung	040	Mengwi	13,07	474.492	13,49	722.159
20	03	Badung	050	Abiansemal	13,01	446.860	13,30	597.196
21	03	Badung	060	Petang	12,80	362.217	12,78	355.045
22	04	Gianyar	010	Sukawati	12,94	416.649	13,40	660.003
23	04	Gianyar	020	Blahbatuh	12,97	429.338	13,62	822.415
24	04	Gianyar	030	Gianyar	12,94	416.649	13,30	597.196
25	04	Gianyar	040	Tampaksiring	12,66	314.897	12,75	344.552
26	04	Gianyar	050	Ubud	12,99	438.011	13,82	1.004.500
27	04	Gianyar	060	Tegallalang	12,78	355.045	13,00	442.413
28	04	Gianyar	070	Payangan	12,82	369.535	13,12	498.820
29	05	Klungkung	010	Nusapenida	12,65	311.763	12,37	235.626
30	05	Klungkung	020	Banjarangkan	12,89	396.329	13,11	493.856
31	05	Klungkung	030	Klungkung	12,92	408.399	13,03	455.887
32	05	Klungkung	040	Dawan	12,81	365.858	12,65	311.763
33	06	Bangli	010	Susut	12,68	321.258	12,77	351.512
34	06	Bangli	020	Bangli	12,91	404.335	13,08	479.261
35	06	Bangli	030	Tembuku	12,72	334.369	12,84	377.000
36	06	Bangli	040	Kintamani	12,70	327.748	12,64	308.661
37	07	Karangasem	010	Rendang	12,74	341.124	12,61	299.539
38	07	Karangasem	020	Sidemen	12,75	344.552	12,68	321.258
39	07	Karangasem	030	Manggis	12,68	321.258	12,76	348.015
40	07	Karangasem	040	Karangasem	12,72	334.369	12,81	365.858
41	07	Karangasem	050	Abang	12,54	279.288	12,34	228.662
42	07	Karangasem	060	Bebandem	12,63	305.590	12,58	290.686
43	07	Karangasem	070	Selat	12,59	293.608	12,36	233.281
44	07	Karangasem	080	Kubu	12,80	362.217	12,60	296.559
45	08	Buleleng	010	Gerokgak	12,86	384.616	12,73	337.729
46	08	Buleleng	020	Seririt	13,02	451.351	12,90	400.312
47	08	Buleleng	030	Busungbiu	12,92	408.399	13,05	465.096
48	08	Buleleng	040	Banjar	12,89	396.329	13,04	460.469
49	08	Buleleng	050	Sukasada	12,76	348.015	12,68	321.258
50	08	Buleleng	060	Buleleng	13,10	488.942	13,28	585.370
51	08	Buleleng	070	Sawan	12,75	344.552	12,59	293.608

No	Kode Kab/Kota	Kab/Kota	Kode Kec.	Kecamatan	Makanan		Non Makanan	
					<i>ln</i>	Rupiah	<i>ln</i>	Rupiah
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
52	08	Buleleng	080	Kubutambahan	12,77	351.512	12,88	392.385
53	08	Buleleng	090	Tejakula	12,84	377.000	12,76	348.015
54	71	Denpasar	010	Denpasar Selatan	13,33	615.383	14,01	1.214.691
55	71	Denpasar	020	Denpasar Timur	13,24	562.418	13,77	955.510
56	71	Denpasar	030	Denpasar Barat	13,27	579.546	13,79	974.812
57	71	Denpasar	031	Denpasar Utara	13,38	646.934	13,84	1.024.792

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Taly Purwa dilahirkan pada tanggal 17 September 1988 di Tuban, Jawa Timur, sebagai anak pertama dari tiga bersaudara pasangan Bapak Purwito, S.Pd. dan Ibu Sri Ambarwati, S.Pd. Penulis menempuh pendidikan formal di SDN 1 Paciran, Lamongan (1994-2000), SLTPN 1 Babat, Lamongan (2000-2003) dan SMA Muhammadiyah 1 Babat, Lamongan (2003-2006). Selanjutnya penulis melanjutkan pendidikan di Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2006-2010) Jurusan Statistik Ekonomi. Setelah menyelesaikan pendidikan DIV di STIS penulis ditugaskan bekerja di BPS RI, Jakarta (2011-2013), BPS Kabupaten Gianyar, Bali (2014) dan BPS Provinsi Bali (2014-sekarang). Pada tahun 2017 penulis memperoleh kesempatan untuk melanjutkan pendidikan S2 di Departemen Statistika, Fakultas Matematika, Komputasi dan Sains Data (FMKSD), Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya. Pembaca yang ingin menyampaikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini dapat menghubungi penulis melalui email taly@bps.go.id.